



**EXTRACTION ET CARACTERISATION DES  
VIGNES A PARTIR DE DONNEES DE  
TELEDETECTION A TRES HAUTE RESOLUTION  
SPATIALE. APPLICATION EN  
LANGUEDOC-ROUSSILLON POUR LA  
CONSTITUTION DE BASES DE DONNEES  
GEOGRAPHIQUES.**

Carole Delenne

► **To cite this version:**

Carole Delenne. EXTRACTION ET CARACTERISATION DES VIGNES A PARTIR DE DONNEES DE TELEDETECTION A TRES HAUTE RESOLUTION SPATIALE. APPLICATION EN LANGUEDOC-ROUSSILLON POUR LA CONSTITUTION DE BASES DE DONNEES GEOGRAPHIQUES.. Interface homme-machine [cs.HC]. ENGREF (AgroParisTech), 2006. Français. NNT : . tel-00130407

**HAL Id: tel-00130407**

**<https://pastel.archives-ouvertes.fr/tel-00130407>**

Submitted on 12 Feb 2007

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



ECOLE NATIONALE DU GENIE RURAL, DES EAUX ET DES FORETS



*N° attribué par la bibliothèque*

/ \_ / \_ / \_ / \_ / \_ / \_ / \_ / \_ / \_ /

## THÈSE

*Pour obtenir le grade de*  
**Docteur de l'ENGREF**

Spécialité : Sciences de l'environnement mention télédétection

# EXTRACTION ET CARACTÉRISATION DE VIGNES À PARTIR DE DONNÉES DE TÉLÉDÉTECTION À TRÈS HAUTE RÉOLUTION SPATIALE

APPLICATION EN LANGUEDOC-ROUSSILLON  
POUR LA CONSTITUTION DE BASES DE DONNÉES GÉOGRAPHIQUES

*Présentée et soutenue publiquement le 24 novembre 2006 par*

**Carole DELENNE**

*devant le jury suivant :*

Claude MILLIER  
Laure BLANC-FERAUD  
Marc PIERROT DESEILLIGNY  
Olivier RIVES  
Gilles RABATEL  
Sylvie DURRIEU

Directeur scientifique ENGREF  
Directrice de recherche INRIA  
Directeur technique adjoint IGN  
Directeur FRCA-LR  
Directeur de recherche Cemagref  
Ingénieur du GREF

Président  
Rapporteuse  
Rapporteur  
Examineur  
Directeur de thèse  
Encadrante







# Remerciements

Ces travaux de thèse ont été réalisés à la Maison de la Télédétection, sous la direction de Gilles Rabatel et Sylvie Durrieu. Je tiens à mentionner que cette thèse n'aurait pas pu voir le jour sans un financement accordé par la région Languedoc-Roussillon et le projet européen Bacchus ; que ces deux institutions reçoivent en retour toute ma reconnaissance.

Je remercie Sylvain Labbé, puis Pascal Kosuth, qui m'ont permis de travailler dans l'Unité Mixte de Recherche "Structures et Systèmes Spatiaux" devenue "Territoires, Environnement, Télédétection et Informations Spatiales", dans des conditions idéales.

Je remercie tous les membres du jury d'avoir accepté de juger ce travail ; qu'ils trouvent ici l'expression de ma profonde reconnaissance : Claude Millier, directeur scientifique de l'ENGREF, qui a présidé mon jury de thèse ; Laure Blanc-Féraud, Directrice de Recherche à l'INRIA et Marc Pierrot-Desseilligny, Directeur technique adjoint de l'IGN qui ont été rapporteurs de ce travail ; je suis également sensible à la présence dans ce jury d'Olivier Rives, président de la FRCA du Languedoc-Roussillon.

Je remercie chaleureusement les personnes qui ont participé à l'encadrement et au suivi de ma thèse ; elles ont toutes fait preuve d'une grande disponibilité : Gilles Rabatel, mon directeur de thèse ; Sylvie Durrieu, qui m'a ouvert la voie, soutenue et accompagnée pendant ces trois ans ; Michel Deshayes, coordinateur national du projet Bacchus, son appui a été des plus utiles pour de nombreux volets de ce travail. Merci également aux (autres) membres de mon comité de pilotage : Pierre Couteron, Xavier Descombes, Camille Lelong, Jean-Marc Robbez-Masson, Olivier Strauss, qui, chacun dans sa discipline, ont su me conseiller et me guider tout au long de la thèse.

Certaines personnes ont contribué de manière plus ponctuelle mais néanmoins fondamentale au bon déroulement de la thèse : les "anciens" thésards : Damien, Nicolas et Julien qui ont su nous accueillir ; mes collègues de bureau : Denis le québécois, et Renaud qui m'a supporté pendant ces trois ans (à moins que ce ne soit l'inverse...) ; NicoB, "prof" de signal ; Marie qui m'a été d'un grand soutien en particulier lors des campagnes de relevés terrain ; Bruno et sa société l'Avion Jaune, pour ses prises de vues de grande qualité ; Sophie, notre chère chargée de com. ; Isa, notre "agent de sécurité" bien aimée, qui met de la bonne humeur dans le bureau 4 matins sur 5 (tu vois, finalement je suis sympa, je parle pas du café...) et tous les autres "habitants" de la MTD que je ne peux pas citer ici car ils sont trop nombreux... ainsi que les autres personnes avec qui j'ai eu l'occasion de travailler.

Je finirai par les personnes qui sortent du contexte immédiat de ce travail : ma famille et mes amis, avec en particulier mon frère, Jean-Yves, pour son aide pendant la thèse et pour ses nombreux conseils qui me guident dans mes choix depuis bien longtemps. Enfin, toute mon affection va à Younes, le seul qui pourra témoigner du stress que je sais si bien cacher en public mais que j'ai souvent exprimé en privé. Je sais que pendant ces trois ans je n'ai pas été un modèle de calme et de disponibilité, mais je compte me rattraper.



# Résumé

La disponibilité croissante d'images aériennes à Très Haute Résolution Spatiale (THRS) fournies par des satellites de dernière génération ou des acquisitions aéroportées, permet d'envisager de nouvelles techniques d'analyse d'image, basées sur l'organisation spatiale des objets étudiés et non plus seulement sur leur réponse spectrale. La présente thèse, effectuée dans le cadre du projet européen BACCHUS et en relation avec le projet MOBHYDIC du Programme National de Recherche en Hydrologie (PNRH), s'inscrit dans ce contexte. Elle propose de répondre, par l'analyse d'images aériennes à THRS, aux besoins d'information spatialisée des gestionnaires de territoires viticoles. Les demandes exprimées concernent d'une part, l'extraction sous forme de cartographie numérique des parcelles de vigne et d'autre part, l'estimation de certaines caractéristiques telles que l'orientation des rangs, la largeur interrang, le mode de conduite, le taux de manquants, le mode d'entretien du sol...

Les modes de plantation des vignes induisent généralement des motifs en rangs ou en grille sur les images aériennes. Ceci permet d'envisager des approches basées sur la reconnaissance de structures spatiales orientées et périodiques. Les méthodes développées sont issues soit d'une analyse par cooccurrence (indices de texture d'Haralick) soit d'une analyse fréquentielle par transformée de Fourier. Bien que l'approche par cooccurrence fournisse des résultats de classification intéressants, la périodicité des motifs recherchés rend plus performante l'analyse fréquentielle, qui permet en outre une caractérisation précise de l'orientation des rangs et de la largeur interrang. À partir de ces résultats, une méthode d'analyse complémentaire intra-parcellaire a également été développée et en partie validée. Un réseau de rangs est positionné à l'intérieur des parcelles segmentées et permet l'étude détaillée de chaque rang de vigne, avec pour objectifs : l'amélioration éventuelle du contour des parcelles détectées (par ajout/suppression de rangs ou allongement/rétrécissement), la détection des pieds manquants et la caractérisation de l'interrang (enherbé, travaillé, désherbé chimiquement).

Ces travaux ont permis de répondre à l'essentiel de la demande des utilisateurs par la mise en place d'un processus automatique de détection, segmentation et caractérisation de la vigne. Les problèmes rencontrés sont principalement liés à des situations viticoles se traduisant par une faible visibilité des motifs sur l'image (vignes jeunes, mal entretenues...).





# Mots Clés

TEXTURE

ANALYSE FRÉQUENTIELLE

TRANSFORMÉE DE FOURIER

FILTRES DE GABOR

COOCCURRENCE

SEGMENTATION

DÉTECTION DE RANGS

AGRICULTURE DE PRÉCISION

# Key Words

TEXTURE

FREQUENTIAL ANALYSIS

FOURIER TRANSFORM

GABOR'S FILTERS

COOCCURRENCE

SEGMENTATION

ROW DETECTION

PRECISION AGRICULTURE



# Table des matières

<b>Liste des sigles</b>	<b>11</b>
<b>Introduction</b>	<b>13</b>
<b>1 Problématique</b>	<b>15</b>
Introduction . . . . .	15
1.1 La vigne . . . . .	15
1.1.1 Un peu d’histoire . . . . .	15
1.1.2 Contexte actuel . . . . .	17
1.2 La télédétection . . . . .	19
1.2.1 Rayonnement électromagnétique . . . . .	19
1.2.2 Processus de télédétection . . . . .	22
1.3 Télédétection des vignes . . . . .	24
1.3.1 La vigne et les images aériennes . . . . .	24
1.3.2 Un état de l’art . . . . .	29
Conclusion . . . . .	31
<b>2 Extraction d’objets périodiques et orientés</b>	<b>33</b>
Introduction . . . . .	33
2.1 Analyse texturale par cooccurrence . . . . .	35
2.1.1 Matrices de cooccurrence . . . . .	35
2.1.2 Comparaison des indices d’Haralick . . . . .	37
2.1.3 Méthode du contraste orienté . . . . .	40
2.2 Analyse fréquentielle . . . . .	43
2.2.1 Théorie . . . . .	43
2.2.2 Approche Transformée de Fourier Locale (TFL) . . . . .	48

2.2.3	Approche Filtrage de Gabor Itératif (FGI) . . . . .	50
2.3	Segmentation . . . . .	55
2.3.1	Indice Motif Orienté . . . . .	55
2.3.2	Méthode de segmentation . . . . .	57
2.3.3	Critères de qualité “ <i>a priori</i> ” . . . . .	58
	Conclusion . . . . .	61
<b>3</b>	<b>Application à la détection des vignes</b>	<b>63</b>
	Introduction . . . . .	63
3.1	Zone d’étude et données . . . . .	64
3.1.1	Bassin versant de Roujan . . . . .	64
3.1.2	Images aériennes . . . . .	65
3.1.3	Relevés terrain . . . . .	66
3.2	Protocole expérimental . . . . .	69
3.2.1	Méthode de validation par parcelle . . . . .	69
3.2.2	Description des différents tests effectués . . . . .	70
3.3	Comparaison des trois approches . . . . .	73
3.3.1	Segmentation . . . . .	73
3.3.2	Caractérisation . . . . .	78
3.3.3	Bilan . . . . .	83
3.4	Analyse de sensibilité... . . . .	84
3.4.1	...à la taille de la fenêtre glissante . . . . .	84
3.4.2	...à la résolution spatiale . . . . .	85
3.4.3	...à la bande spectrale . . . . .	87
3.4.4	...à la date de prise de vue . . . . .	89
3.4.5	...à la position du soleil . . . . .	89
3.4.6	Bilan . . . . .	91
3.5	Exemple et limites de généralisation . . . . .	92
3.5.1	Détection des vergers . . . . .	92
3.5.2	Détection des vignes en courbe de niveau . . . . .	93
	Conclusion . . . . .	94

<b>4 Vers une caractérisation intra-parcellaire précise : l'extraction des rangs</b>	<b>97</b>
Introduction . . . . .	97
4.1 Extraction des rangs . . . . .	99
4.1.1 Positionnement d'un réseau de segments . . . . .	99
4.1.2 Ajustement . . . . .	102
4.2 Amélioration de la segmentation . . . . .	105
4.2.1 Mise à jour des parcelles . . . . .	105
4.2.2 Résultats . . . . .	106
4.2.3 Un gain de temps pour la segmentation . . . . .	108
4.3 Caractérisation intra-parcellaire . . . . .	110
4.3.1 Recherche des pieds manquants . . . . .	110
4.3.2 Caractérisation de l'interrang . . . . .	112
Conclusion . . . . .	117
<b>Conclusions et perspectives</b>	<b>119</b>
<b>Liste des figures</b>	<b>129</b>
<b>Liste des tableaux</b>	<b>132</b>
<b>Références bibliographiques</b>	<b>143</b>
<b>Annexes</b>	<b>145</b>
<b>A Exemples de matrices de cooccurrence</b>	<b>147</b>
<b>B Indices d'Haralick</b>	<b>149</b>
<b>C Interface graphique</b>	<b>153</b>
<b>D Visualisation des résultats</b>	<b>155</b>
<b>E Algorithmes</b>	<b>161</b>



# Liste des principaux sigles utilisés

**AOC** : Appellation d'Origine Contrôlée.

**CCT** : Centre Canadien de Télédétection.

**FGI** : Filtrage de Gabor Itératif. Méthode de détection de textures orientées et périodiques utilisant les filtres de Gabor.

**FFT** : Fast Fourier Transform.

**ICO** : Indice Contraste Orienté. Méthode de détection de textures orientées et périodiques utilisant la différence de contraste dans deux directions perpendiculaires.

**IGN** : Institut Géographique National.

**IMO** : Indice Motif Orienté. Défini pour les méthodes ICO et TFL.

**IRC** : InfraRouge Couleurs.

**INRA** : Institut National de Recherche Agronomique.

**INTA** : Instituto Nacional de Técnica Aeroespacial (Espagne).

**MOBHYDIC** : Modélisation et Observations HYdrologiques DIstribuées en milieux Cultivés. Projet de recherche du PNRH.

**PNRH** : Programme National de Recherche en Hydrologie.

**SIG** : Système d'Information Géographique.

**TF** : Transformée de Fourier.

**TFD** : Transformée de Fourier Discrète.

**TFL** : Transformée de Fourier Locale. Méthode de détection de textures orientées et périodiques basée sur le calcul de la transformée de Fourier sur fenêtre glissante.

**THRS** : Très Haute Résolution Spatiale.

**Viniflor** : Office national interprofessionnel des fruits, des légumes, des vins et de l'horticulture.





# Introduction générale

L'offre en données de télédétection à très haute résolution ne cesse d'augmenter conjointement à l'amélioration des capacités de stockage et de calcul informatiques. Ceci permet d'envisager l'élaboration de méthodes d'analyse automatique pour la constitution et la mise à jour de bases de données géographiques destinées à la gestion des territoires.

Dans les régions viticoles telles que le Languedoc-Roussillon, la mise en place d'une cartographie numérique et précise des parcelles de vigne est intéressante à plusieurs titres :

- d'une part, ces cartes peuvent être intégrées dans un Système d'Information Géographique (SIG) - par exemple celui d'une cave coopérative - pour faciliter et améliorer la gestion de la filière viti-vinicole (Projet européen BACCHUS) ;
- d'autre part, elles peuvent permettre de mieux appréhender les problèmes de pollution et les risques d'érosion ou d'inondation, aggravés par la mécanisation et l'intensité des pratiques culturales (Projet MOBHYDIC).

Les demandes exprimées par les utilisateurs concernent la localisation et la représentation des parcelles de vigne sous forme numérique ainsi que l'identification de caractéristiques liées aux pratiques culturales (*e.g.* orientation des rangs, largeur interrang, mode de plantation, taux de manquants, mode d'entretien du sol).

Les images à Très Haute Résolution Spatiale (THRS) fournies par des satellites de dernière génération ou des acquisitions aéroportées, contiennent des informations dont l'analyse pourra permettre de répondre à la demande. Cependant, l'exploitation de ces données nécessite la mise en place de nouvelles techniques d'analyse d'image, basées sur l'organisation spatiale des objets étudiés et non plus seulement sur leur réponse spectrale. Dans le cas des vignes, les modes de plantation généralement en rangs ou en grille induisent des textures orientées et périodiques sur les images à THRS.

L'objectif de cette thèse est de développer une méthodologie complète pour la détection et la caractérisation des vignes, basée sur des approches de détection d'objets périodiques et orientés, à partir d'image à THRS.

Le présent document est organisé en quatre chapitres :

1. Le premier chapitre introduit le contexte de l'étude. On présente tout d'abord le contexte historique et actuel ainsi que les besoins exprimés dans le cadre de projets de recherche. On rappelle ensuite quelques notions élémentaires sur la télédétection et les images. Puis, on décrit les principales caractéristiques de la vigne et des pratiques culturelles en Languedoc-Roussillon, qui influenceront les approches de détection et caractérisation à partir d'images. Enfin, on dresse un état de l'art de l'intégration de la télédétection dans le processus de cartographie et de gestion des vignobles. En conclusion, la problématique de la thèse et la démarche choisie sont alors exposées.
2. Le second chapitre traite de l'extraction d'objets périodiques et orientés dans des images. Trois approches sont décrites, basées sur des analyses texturales par cooccurrence ou fréquentielles.
3. Le troisième chapitre constitue une application des méthodes présentées au chapitre 2 pour la détection des parcelles de vigne dans des images de télédétection à très haute résolution spatiale. La zone d'étude est présentée, suivie de la comparaison des résultats obtenus par les trois méthodes. Une analyse de sensibilité aux données et aux paramètres est menée pour l'une d'entre elles. Cette analyse permet de définir les conditions de généralisation de la méthode à d'autres applications.
4. Le quatrième chapitre décrit une ouverture vers une caractérisation précise de la vigne basée sur l'extraction de chaque rang de vigne. Celle-ci a un objectif multiple d'amélioration de la segmentation, de détection des pieds manquants et de caractérisation de l'interrang.

En conclusion, nous revenons sur l'intérêt des méthodes développées pour la détection et la caractérisation des vignes, leur généralisation possible et leurs limites.

# Chapitre 1

## Problématique

### Introduction

Ce chapitre présente le contexte et la problématique de l'étude. Il débute par un bref historique sur l'évolution de la vigne dans le monde et en région Languedoc-Roussillon. On présente ensuite le contexte actuel et les besoins exprimés par des acteurs de la filière viti-vinicole concernant la détection et la caractérisation des vignes. La deuxième section de ce chapitre contient quelques notions fondamentales de télédétection sur le spectre électromagnétique, le processus de télédétection et les images aériennes. La troisième section présente quelques caractéristiques de la vigne et des pratiques culturales qui conditionnent les motifs observés sur les images. Enfin, un état de l'art de l'utilisation de la télédétection dans le domaine viticole est dressé. En conclusion, on dégagera la problématique de la thèse, issue de l'analyse des besoins, des caractéristiques de la vigne, de l'évolution de la recherche dans ce domaine et des données disponibles.

### 1.1 La vigne

#### 1.1.1 Un peu d'histoire<sup>1</sup>

D'après les enquêtes des phytogéographes le foyer de la viticulture se situerait en Transcaucasie, dans l'actuelle Géorgie. On y a découvert des vases vinaires antiques et plus de soixante variétés de *Vitis Vinifera* sauvage dont les raisins auraient été vinifiés dès le milieu du second millénaire avant notre ère. La culture de la vigne se serait ensuite répandue vers les pays tempérés, du Moyen Orient jusqu'à l'occident européen, en suivant le développement des grandes civilisations.

Dans beaucoup de pays méditerranéens existent des légendes qui associent le vin au culte des dieux. Dans l'antiquité grecque, dès le 15<sup>e</sup> siècle av. J-C, Dionysos présidait

---

<sup>1</sup>Principales sources : Enjalbert et Enjalbert [1987], Lachiver [2002].

à un culte vinique ; il est plus tard vénéré chez les romains sous le nom de Bacchus, dieu de la vigne et du vin. Dans la civilisation chrétienne le vin acquiert un caractère sacré en devenant le symbole du sang du Christ ; sa destinée est ainsi liée à celle du christianisme dès la fin du monde antique.

En France, la culture de la vigne a d'abord été introduite en Languedoc, certainement par les romains. Cicéron rapporte que dans la Narbonnaise, celle-ci était un privilège romain interdit aux gaulois. À cette époque, les espèces étaient adaptées au seul climat méditerranéen. Il a fallu de multiples innovations botaniques pour que la vigne résiste au climat plus humide et moins chaud de l'Aquitaine, de la Bourgogne, de la Moselle et du Rhin. Au cours du Moyen-Âge, la vigne gagne du terrain vers le nord et on tente de la cultiver jusqu'en Angleterre méridionale et en Basse Saxe, mais les résultats sont médiocres. Alors qu'au sud de la Méditerranée, la montée de l'Islam met un frein à la production de vin, l'Europe viticole ne cesse de s'étendre. Ce n'est qu'avec l'apparition des premières bières, du thé, du café et de l'eau courante, qu'il est détrôné. Mais l'industrie du vin connaît un nouvel essor avec l'invention de la bouteille qui favorise sa conservation.

En Languedoc-Roussillon, la culture de la vigne a longtemps été consacrée à la production d'eau-de-vie, qui se conservait mieux que le vin et pouvait donc être plus facilement transportée. Au 17<sup>e</sup> siècle, l'ouverture du port de Sète et du Canal du Midi favorise le développement de la viticulture dans la région qui a ainsi trouvé le débouché maritime qui lui faisait défaut pour l'exportation du vin. La culture de la vigne s'est peu à peu étendue à la quasi-totalité du paysage méditerranéen français.

En Languedoc-Roussillon, le vignoble a culminé à 451 000 hectares en 1975 (36 % du vignoble français) avec une production de vin dépassant les 30 millions d'hectolitres et représentant 40 % de la production française (Levaï-Boyer 2002).

Il y a quelques décennies, l'intensification des pratiques culturales par la généralisation de la mécanisation et de l'utilisation de produits phytosanitaires, a conduit à un appauvrissement rapide des sols pour une production importante de vins de faible qualité. La remise en cause de la durabilité du système agraire, tant sur le plan écologique qu'économique, induit aujourd'hui un mouvement de restructuration du vignoble. Celui-ci s'accompagne d'une augmentation des regroupements en coopérative qui permettent la mise en commun et la modernisation des outils de production et de gestion de la filière pour faire face à la concurrence croissante des vins du *nouveau monde* (Australie, Amérique du Sud...). On dénombre en Languedoc-Roussillon, 376 caves coopératives, 70 entreprises de négoce d'importance et 2 600 caves particulières (données Viniflor, 2006), pour une superficie de 298 000 ha et une production annuelle voisine de 19 millions d'hectolitre.

Dans ce contexte, des projets de recherche sont menés en collaboration avec les acteurs de la filière viti-vinicole dans le but de mettre en place une gestion commune pour une production compétitive et de qualité dans le respect de l'environnement.

### 1.1.2 Contexte actuel

Dans l'Union Européenne, la gestion du vignoble est réalisée par un grand nombre d'institutions qui doivent : prendre des décisions cohérentes avec la Politique Agricole Commune, surveiller leur impact sur le potentiel de production, conserver un historique des activités pratiquées sur les vignobles, et dans certains cas, se concentrer sur la production vinicole de haute qualité dans un contexte environnemental sensible. Bien que l'Europe soit le plus important producteur de vin au monde, les gestionnaires des différentes zones viticoles n'ont pas accès à une méthodologie commune fiable et ne disposent pas de moyens techniques leur permettant d'exploiter les différentes sources d'information pour appuyer leurs décisions dans des problématiques de gestion foncière.

Des besoins se font sentir en particulier concernant *la localisation de secteurs viticoles, l'identification et la caractérisation des parcelles de vigne*. Bien qu'il existe un cadastre informatisé dans certains pays européens, celui-ci ne contient pas d'information sur le type d'occupation du sol dans la parcelle. De plus, la forme des parcelles cadastrales ne concorde généralement pas avec celles des parcelles culturales. La création et la mise à jour d'une base de données, contenant un parcellaire informatisé et des attributs associés à chaque parcelle, constituent donc un enjeu important pour la filière viti-vinicole.

La télédétection permet une observation globale et quasi instantanée de vastes territoires. L'exploitation des données d'observation de la terre peut être effectuée pour fournir aux organismes de gestion du vignoble un outil complet, intégré dans un Système d'Information Géographique (SIG), qui répond à leurs exigences d'information. Cet outil devrait permettre de mettre à jour des statistiques régionales et locales, gérer les plantations et arrachages, détecter les plantations non-conformes, optimiser l'occupation de l'espace grâce à des simulations, identifier (et valider) de nouveaux secteurs candidats pour l'extension d'une aire d'appellation d'origine contrôlée (AOC)...

Dans un contexte environnemental, les études faites depuis plusieurs années sur des bassins versants expérimentaux montrent l'importance primordiale des états de surface des sols et de la structure du parcellaire sur les flux d'eau et de polluants (Leonard et Andrieux 1998, Voltz et al. 2003, Van Wesemael et al. 2006...). Depuis quelques décennies, l'intensification des pratiques culturales dans les régions viticoles comme le Languedoc-Roussillon, contribue à des phénomènes d'érosion, d'instabilité hydrologique, mais aussi à des risques de pollution, d'inondation ou de sécheresse (Wassenaar 2001). Ces problèmes font l'objet de travaux de recherche visant à identifier, observer et quantifier les processus hydrologiques en cause ainsi que l'influence des activités anthropiques (pratiques culturales, aménagements hydrauliques...).

Compte tenu des contraintes d'investissement sur les dispositifs expérimentaux à mettre en place, ces travaux ont été réalisés à un niveau local, par exemple celui de la parcelle cultivée (*e.g.* Fawcett et al. 1994, Andrieux et al. 1995) ou du fossé (*e.g.* Marofi 1999, Moore et al. 2001, Kao et al. 2001). Les exemples d'intégration et de hiérarchisation de ces différents processus à des zones plus larges sont encore peu fréquents et ne concernent généralement que des superficies limitées, de l'ordre du

bassin versant élémentaire, qui sont susceptibles d'être étudiées dans des dispositifs de type "observatoire de recherche" (*e.g.* Voltz et Albergel 2002).

Cependant, les résultats de ces études peuvent être transposés à un niveau sub-régional, intermédiaire entre le niveau local (parcelle) et global (région, pays ou continent), en utilisant des *modèles hydrologiques distribués*. Ceux-ci s'appuient sur des segmentations spatiales qui leur permettent de prendre explicitement en compte les singularités d'origine anthropique, spécifiques des milieux cultivés. Le principal problème pour l'application effective des modèles distribués, reste la faible disponibilité des données nécessaires à leur paramétrisation. Dans les zones cultivées, le "damier" parcellaire constitue le support géographique principal des variations d'infiltrabilité du sol, par le biais des états de surface que les pratiques culturales génèrent. On cherche donc à explorer les possibilités offertes par la télédétection pour *identifier des caractéristiques parcellaires supposées être des indicateurs de pratique* : mode de plantation des vignes (ligne, grille), écartements des rangs, présence et fréquence d'interrang en herbés ...

Le contexte actuel de la filière viti-vinicole en Languedoc-Roussillon, permet de mettre en évidence le besoin d'un outil complet, automatique et pouvant être appliqué à des territoires étendus (AOC, département...), pour la cartographie et la caractérisation des vignes. Pour répondre à ces différents objectifs, la thèse s'est inscrite dans le cadre de deux projets d'étude : BACCHUS et MOBHYDIC.

Le projet BACCHUS<sup>2</sup> est un projet à coût partagé, co-financé par la Direction Générale de la Recherche de la Commission européenne sur la période 2002-2005. Il est mis en œuvre par 14 entreprises, instituts et organismes de régulation appartenant à certaines des principales régions viticoles européennes, en Espagne, France, Italie et Portugal. BACCHUS a pour vocation de *créer un Système d'Information Géographique (SIG) viticole et de développer des outils permettant de faire un inventaire et une mise à jour des informations géographiques*. La participation active des gestionnaires, associée à l'expertise technique des partenaires scientifiques du projet, doit permettre de définir et de mettre en application une approche européenne commune pour l'inventaire et la gestion du vignoble, ce qui représente la première étape vers une normalisation des méthodes et des techniques dans ce domaine.

Le projet MOBHYDIC (Modélisation et Observations HYdrologiques DIstribuées en milieux Cultivés) est un projet du Programme National de Recherche en Hydrologie (PNRH) pour la période 2004-2007. Son objectif général est *d'améliorer la description et la modélisation des flux d'eau échangés dans les milieux cultivés avec forte hétérogénéité du milieu associée à l'anthropisation*.

Des données de télédétection à THRS sont utilisées dans ces deux projets pour répondre aux besoins exprimés. La section suivante décrit donc quelques notions de base concernant la télédétection.

---

<sup>2</sup>Contrat numéro EVG1-CT-2002-00075, 5<sup>e</sup> contrat-cadre, sous-programme "Énergie, environnement et développement durable".

## 1.2 La télédétection

*“La télédétection est la technique qui, par l’acquisition d’images, permet d’obtenir de l’information sur la surface de la Terre sans contact direct avec celle-ci. La télédétection englobe tout le processus qui consiste à capter et à enregistrer l’énergie d’un rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi, à traiter et à analyser l’information, pour ensuite mettre en application cette information.” (CCT).*

La télédétection est utilisée dans de nombreux domaines (urbanisme, agriculture, environnement...). Les développements très rapides de cette science ne permettent pas d’en faire un panorama exhaustif ; on présente seulement dans ce chapitre les quelques notions fondamentales utilisées par la suite. Pour plus d’information on pourra se référer par exemple à l’ouvrage de Girard et Girard 1999.

### 1.2.1 Rayonnement électromagnétique

Le rayonnement électromagnétique se déplace à la vitesse de la lumière  $c$ . Il se caractérise par une longueur d’onde  $\lambda$ , liée à la fréquence  $\nu$  par  $c = \lambda\nu$ . Le spectre électromagnétique s’étend des courtes longueurs d’onde, dont font partie les rayons gamma et les rayons X, aux grandes longueurs d’onde, micro-ondes et ondes radio. Le spectre visible représente la petite partie de l’ensemble du spectre électromagnétique à laquelle on peut associer la notion de couleur (figure 1.1). Le rouge, le vert et le bleu sont les trois couleurs primaires du visible. Une couleur primaire ne peut être obtenue par deux autres couleurs, mais toutes les autres couleurs peuvent être créées en combinant les couleurs primaires.

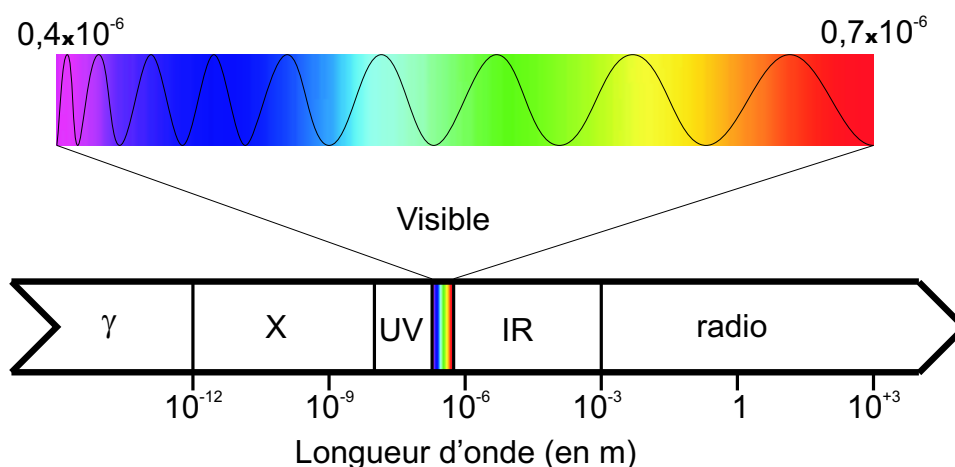


FIG. 1.1: *Spectre électromagnétique.*



Le rayonnement solaire qui n'est pas absorbé ou diffusé dans l'atmosphère peut atteindre la surface de la Terre et interagir avec les objets environnants. Ceux-ci peuvent alors absorber, transmettre ou réfléchir tout ou partie de l'énergie qui les atteint (figure 1.2).

La courbe de réflectance d'un objet est définie par la quantité d'énergie qu'il réémet par rapport à celle qu'il reçoit, pour toutes les longueurs d'ondes du spectre électromagnétique. La figure 1.3 donne quelques courbes de réflectance dans le visible et le proche infrarouge. Par exemple, la chlorophylle contenue dans les plantes absorbe fortement le rayonnement aux longueurs d'onde du rouge et du bleu, mais réfléchit le vert. Par ailleurs, la structure interne des feuilles en bonne santé agit comme un excellent réflecteur pour les longueurs d'onde de l'infrarouge. Une baisse de réflectance dans l'infrarouge peut donc être le signe d'une baisse de vigueur de la plante (Zarco-Tejada et al. 2000, 2004). En outre, le domaine de variation de la réflectance de la végétation dans le proche infrarouge est important ; ces longueurs d'ondes peuvent donc, dans certains cas, être utilisées pour différencier certaines espèces de plantes ou d'arbres.

Le processus de télédétection fait intervenir des dispositifs appropriés pour capter le rayonnement électromagnétique, que ce soit dans le visible ou dans les autres longueurs d'ondes du spectre.

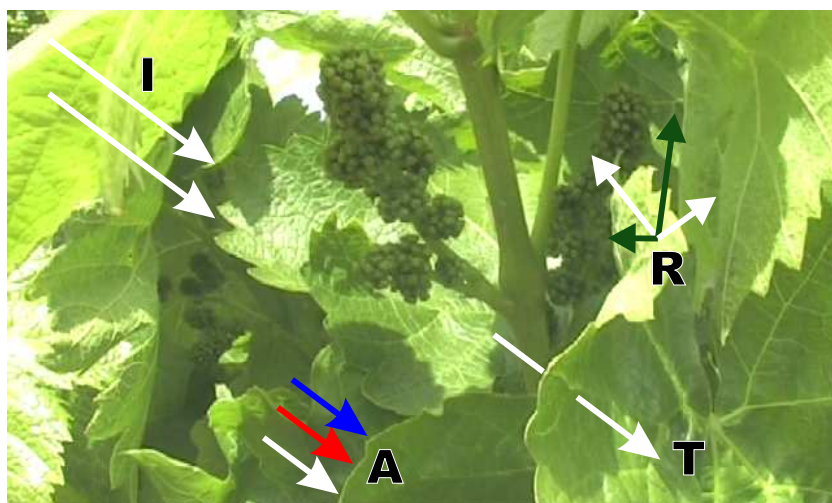


FIG. 1.2: *Interactions rayonnement-cible. I onde incidente ; A Absorption ; T Transmission ; R Réflexion.*

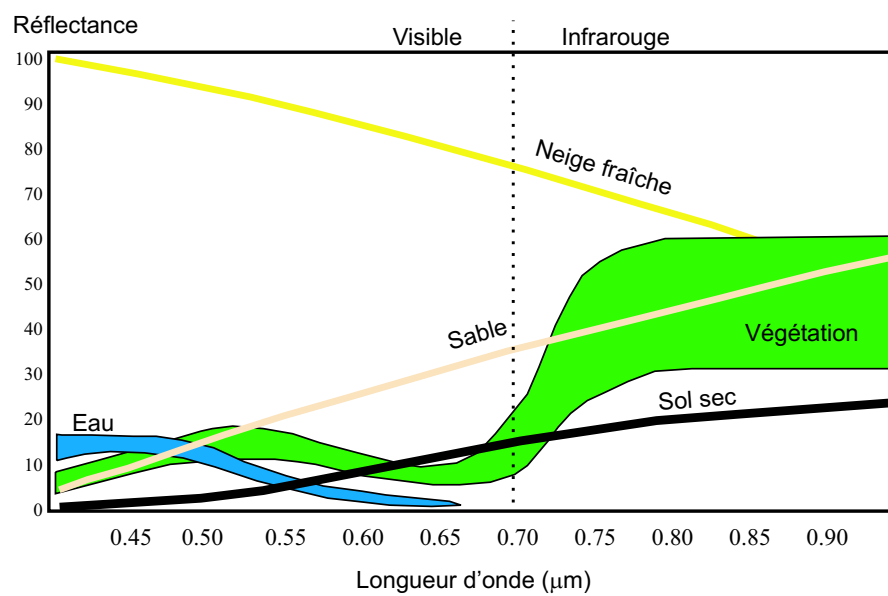


FIG. 1.3: *Exemples de courbes de réflectance.*

### 1.2.2 Processus de télédétection

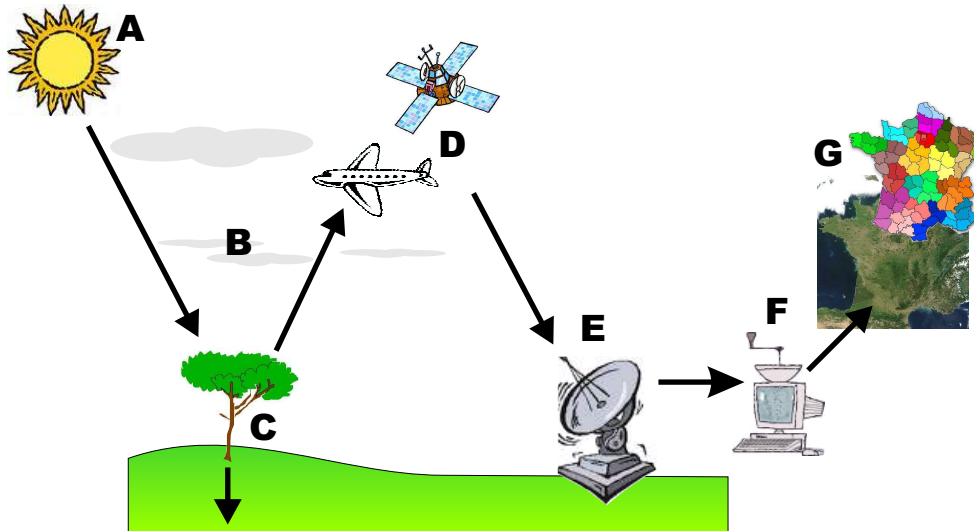


FIG. 1.4: *Processus de télédétection.* **A** source d'énergie ; **B** atmosphère ; **C** cible ; **D** capteur ; **E** transmission, réception et traitement ; **F** interprétation et analyse ; **G** Application.

Durant le processus de télédétection le rayonnement passe par sept étapes principales (figure 1.4) :

1. Source d'énergie ou d'illumination (**A**) : à l'origine du processus de télédétection se trouve généralement une source d'énergie pour illuminer la cible. Ce n'est pas nécessaire, par exemple, dans le cas de l'infrarouge thermique où la cible émet elle-même son rayonnement. La source et le capteur sont parfois confondus ; il s'agit alors de capteurs actifs, tels que le Radar, qui envoient un signal sur la cible et en captent la partie réfléchi.
2. Atmosphère (**B**) : durant son parcours entre la source d'énergie et la cible, le rayonnement interagit avec l'atmosphère. Une seconde interaction se produit lors du trajet retour entre la cible et le capteur.
3. Cible (**C**) : une fois parvenue à la cible, l'énergie interagit avec celle-ci. La nature de cette interaction dépend des caractéristiques du rayonnement et des propriétés de la surface. Par exemple, la surface lisse de l'eau en absence de vague est un réflecteur spéculaire des ondes radar : presque aucune information n'est retransmise au capteur et l'eau apparaît donc très sombre sur les images radar.
4. Enregistrement de l'énergie par le capteur (**D**) : une fois l'énergie diffusée ou émise par la cible, elle est captée à distance pour être enregistrée.
5. Transmission, réception et traitement (**E**) : l'énergie enregistrée par le capteur est transmise à une station de réception où l'information est transformée en images.

Les images de télédétection sont composées d'une ou plusieurs bandes spectrales (ou canal) correspondant aux différentes longueurs d'onde captées. Une image en *couleurs naturelles* contient trois bandes spectrales dans les longueurs d'onde du rouge, du vert et du bleu. Une image est dite en *panchromatique* lorsqu'un seul canal contient l'information de tout le spectre visible. Pour visualiser des réflectances émises dans des longueurs d'onde non visibles à l'œil, on peut utiliser l'une des trois couleurs primaires. Par exemple, les images en *fausse couleurs* ou *infrarouge couleur* (IRC) contiennent du proche infrarouge, généralement représenté par la couleur rouge. Le rouge est alors codé en vert et le vert en bleu.

6. Interprétation et analyse (**F**) : une interprétation visuelle et/ou numérique de l'image traitée est ensuite nécessaire pour extraire l'information que l'on désire obtenir sur la cible.
7. Application (**G**) : la dernière étape du processus consiste à utiliser l'information extraite de l'image pour mieux comprendre la cible, pour nous en faire découvrir de nouveaux aspects ou pour aider à résoudre un problème particulier.

La capacité de détection d'une chaîne d'acquisition à distance peut être quantifiée par les résolutions :

**Spatiale** : taille du plus petit élément de mesure au sol. Elle correspond à la taille du pixel dans le cas d'une image numérique optique (comparable au grain sur une photographie argentique). Cette taille dépend de la distance du capteur à la cible et du nombre de pixels que contiennent ses images.

**Spectrale** : nombre de bandes spectrales (segments du spectre électromagnétique) qui peuvent être enregistrées simultanément.

**Radiométrique** : nombre de niveaux de gris disponibles pour coder l'intensité de la radiation mesurée dans une longueur d'onde donnée.

**Temporelle** : laps de temps entre deux passages du capteur sur une même zone.

Les données de télédétection utilisées dépendent fortement de la nature des objets d'intérêt et du type d'étude menée. La section suivante décrit quelques caractéristiques de la vigne en Languedoc-Roussillon, visibles sur les images aériennes et qui vont influencer les choix des données et de leurs différentes résolutions.

## 1.3 Télédétection des vignes

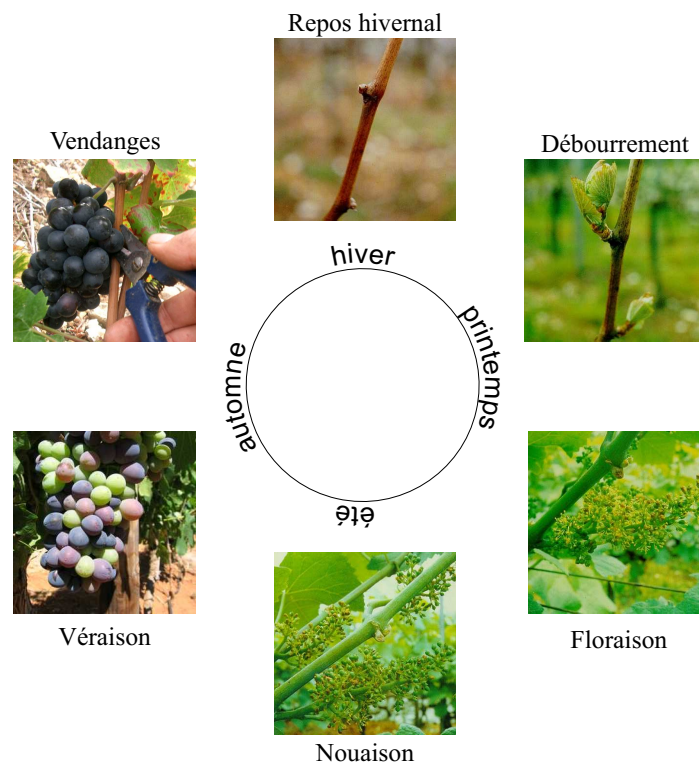
### 1.3.1 La vigne et les images aériennes

La viticulture en Languedoc-Roussillon fait partie des cultures dites *discontinues*. Les plants de vigne, appelés *pieds* ou *ceps*, sont séparés de plusieurs dizaines de centimètres, voire de plusieurs mètres pour permettre aux viticulteurs de tailler la vigne, travailler le sol, récolter le raisin, etc. Les deux principaux éléments qui interviennent dans la culture de la vigne sont donc la plante elle-même et le sol. Tous deux ont des propriétés, des cycles d'évolution et des entretiens spécifiques. On présente ici quelques-unes de ces caractéristiques et des pratiques culturelles qui auront une influence sur l'observation des parcelles de vigne par télédétection.

#### *Cycle de la vigne*

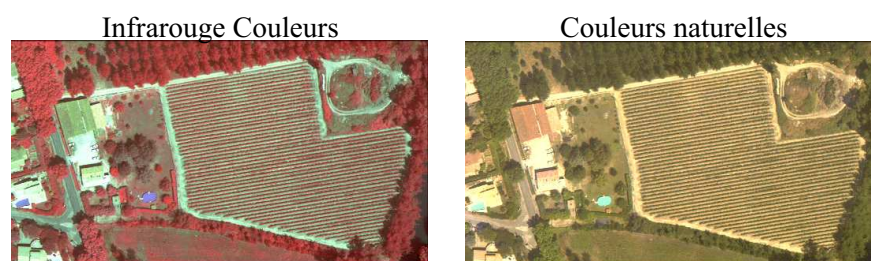
La vigne suit un cycle végétatif annuel (figure 1.5) qui se décompose en plusieurs étapes en fonction des saisons (Viniflor 2006) :

- Hiver : De novembre à février, la vigne est en période de sommeil, également appelée **repos hivernal**. La sève ne circule plus dans la plante. Le viticulteur taille la vigne afin de supprimer les sarments et sélectionner les bourgeons qui donneront les pousses et les fruits l'année suivante.
- Printemps :
  - ▷ Mars/avril : lors du **débourrement**, les bourgeons commencent à se développer. C'est la période de croissance des rameaux et des feuilles. La vigne se réveille, la sève circule à nouveau dans la plante.
  - ▷ Mai/juin : c'est la **floraison** (apparition des fleurs).
- Été :
  - ▷ Juin/juillet : le feuillage continue à se développer et les fleurs vont donner des grains de raisins ; c'est la **nouaison**.
  - ▷ Juillet/août : pendant la **véraison**, les raisins verts grossissent et mûrissent ; ils se colorent soit en rouge soit en jaune, deviennent moins acides et s'enrichissent en sucres et en arômes.
- Automne : de fin août à octobre, c'est l'époque des **vendanges**. Les raisins sont récoltés soit manuellement soit mécaniquement avec une machine à vendanger. En fin de saison, les feuilles tombent.

FIG. 1.5: *Cycle végétatif de la vigne.*

Les différentes dates données sont légèrement variables selon les années et dépendent des régions. Par exemple, le climat méditerranéen du Languedoc-Roussillon conduit à un cycle végétatif de la vigne plus précoce dans cette région.

Comme on l'a vu au chapitre précédent, la réflectance dans le proche infrarouge est un indicateur de l'activité chlorophyllienne et donc de la santé des plantes. La figure 1.6 montre l'exemple de l'image d'une parcelle de vigne, représentée en couleurs naturelles et en fausses couleurs. Dans le canal proche infrarouge, la végétation apparaît plus claire que le sol.

FIG. 1.6: *Comparaison d'une image en couleurs naturelles et en infrarouge couleur. La végétation apparaît rouge sur l'image contenant de l'infrarouge.*

### *Modes de conduite*

En Languedoc-Roussillon, les modes de conduite de la vigne principalement observés peuvent être regroupés en deux catégories. Celles-ci correspondent à des plantations des ceps de vigne en grille ou en ligne :

- Conduite non palissée (figure 1.7a) : sans support, les ceps de vigne sont taillés en gobelet. Traditionnellement, ces vignes étaient plantées sur un motif en grille, généralement carrée, avec des espacements de l'ordre de  $1,5 \times 1,5$  m en Languedoc-Roussillon, mais allant parfois jusqu'à  $3 \times 3$  m dans des régions sèches telles que Castilla la Mancha en Espagne.
- Conduite palissée (figure 1.7b) : des fils sont utilisés pour maintenir la vigne ; la largeur interrang est généralement plus grande que la distance entre deux pieds (par exemple  $2,5 \times 1$  m). Ce mode de conduite est aujourd'hui plus répandu car il est mieux adapté à la mécanisation.

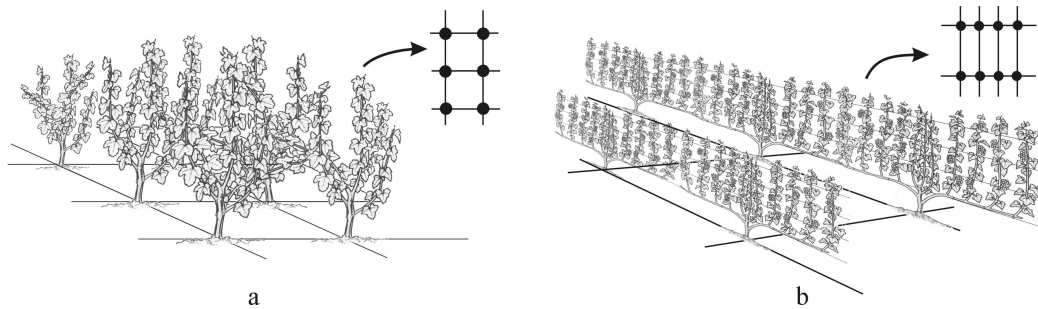


FIG. 1.7: *Schéma d'une vigne en gobelet (a) et palissée (b).*

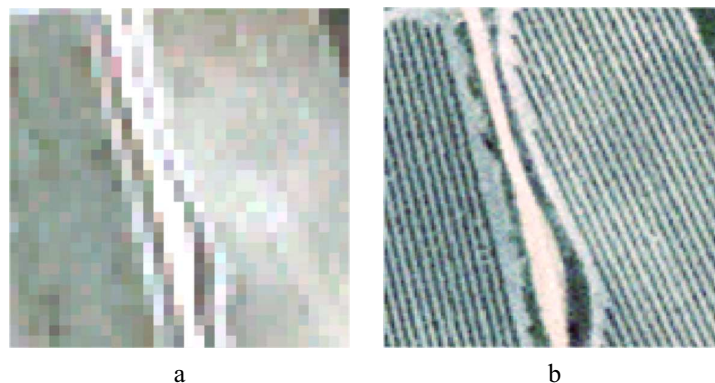


FIG. 1.8: **Apport de la Très Haute Résolution Spatiale.** Sur la même zone : a) image du satellite Quickbird (2.4 m de résolution) ; b) image aérienne (0,5 m de résolution). La structure en rangs de la vigne devient visible.



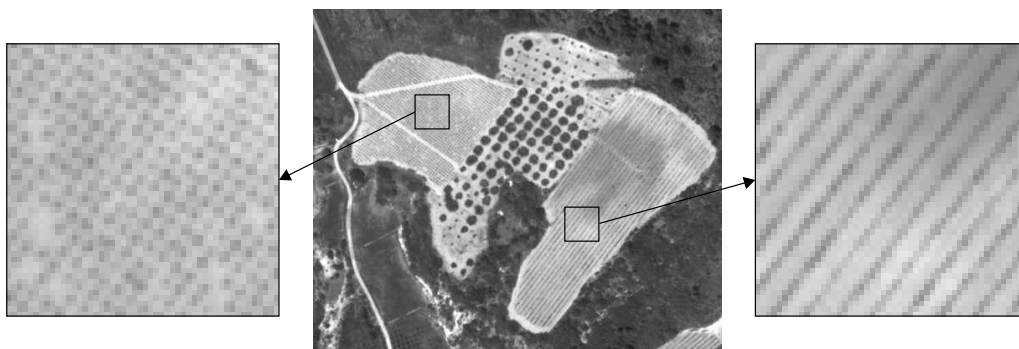


FIG. 1.9: *Motifs de plantation en grille ou en ligne.* Image aérienne panchromatique à 50 cm de résolution (commune de St Chinian).

Pour être visibles sur une image aérienne, ces modes de plantation nécessitent une résolution adaptée, généralement sub-métrique. La figure 1.8 montre l'apport de la très haute résolution spatiale pour la détection des vignes. La figure 1.9 montre les motifs induits par une vigne taillée en gobelet et une vigne palissée, sur un extrait d'image en panchromatique à 0,5 m de résolution (donnée INTA<sup>3</sup>).

#### *Entretien de l'interrang.*

Principalement trois techniques d'entretien de l'interrang sont observées : enherbement, travail mécanique et désherbage chimique (figure 1.10). Plusieurs pratiques au niveau de la parcelle sont alors possibles, combinant les différents entretiens selon les interrangs : (1/1) tous les interrangs sont entretenus de la même manière, (1/2) alternance un interrang sur deux, (2/3) deux interrangs sur trois...

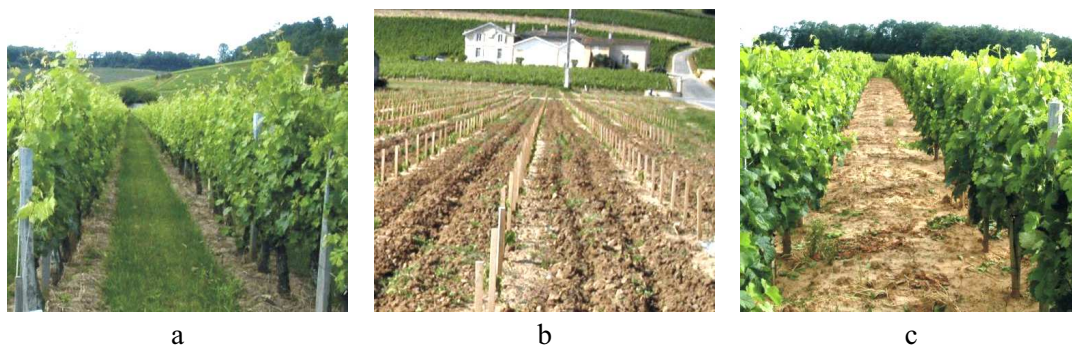


FIG. 1.10: *Exemples de différents entretiens de l'interrang.* a) enherbé ; b) travaillé mécaniquement ; c) désherbé chimiquement.

Les modalités d'alternance des techniques d'entretien de l'interrang dépendent d'un grand nombre de facteurs : gestion de la vigueur de la vigne, problèmes d'érosion, disponibilité en eau, contraintes matérielles ou économiques...

<sup>3</sup>INTA : Instituto Nacional de Técnica Aeroespacial (Espagne).



On observe généralement 4 groupes de pratiques culturales :

- Tous les interrangs sont désherbés
- Tous les interrangs sont travaillés mécaniquement
- Alternance travail mécanique / désherbage chimique
- Alternance travail mécanique / enherbement

La pratique culturale appliquée n'est pas toujours visible tout au long de l'année. Par exemple, il n'est pas rare qu'une parcelle soit totalement recouverte d'herbe de l'automne jusqu'au printemps alors que l'enherbement volontaire dans chaque interrang est une pratique très rare. La caractérisation de la pratique culturale ne peut donc pas être faite à partir d'une seule observation mais d'au moins deux ou trois observations, de préférence entre les mois d'avril et juin.

La figure 1.11 montre quelques exemples d'alternance d'entretien de l'interrang vus sur une image aérienne en couleurs naturelles et à 0,5 m de résolution.

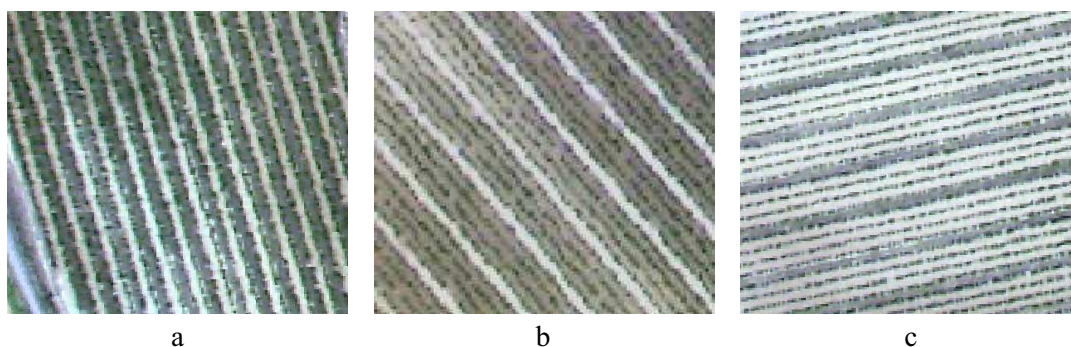


FIG. 1.11: *Exemples de différentes pratiques d'entretien de l'interrang.* a) enherbé / travaillé un interrang sur deux ; b) travaillé / désherbé trois interrangs sur quatre ; c) travaillé / enherbé trois interrangs sur quatre.

### 1.3.2 La télédétection appliquée à l'étude de la vigne : un état de l'art

#### *Étude du comportement spectral de la vigne pour en caractériser la vigueur*

Dès les débuts de la télédétection, des études agronomiques ont tenté d'utiliser les images aériennes comme outil de gestion du vignoble (Wildman 1979), certaines dans l'espoir de pouvoir prédire la récolte (Minden et Philipson 1982). Le principal besoin était alors de répondre à l'infestation du raisin par le phylloxéra – *Daktulosphaira vitifoliae* Fitch – qui affectait les régions viticoles californiennes (Granett et al. 1991). Ce parasite affaiblit le système racinaire, privant la plante d'eau et de nutriments, et conduit à une dévitalisation totale du pied de vigne dans les trois à quatre ans suivant son infestation. Il entraîne, de fait, une baisse de croissance de la vigne donc de rendement, un retard dans la maturation du raisin et une diminution de la qualité du vin.

Comme on l'a vu précédemment, une baisse de vigueur de la plante peut être observée à partir de sa réflectance dans le proche infrarouge. Des travaux ont alors été effectués à partir de photographies aériennes en infrarouge-couleur, pour estimer les dégâts causés par le phylloxera, et sa vitesse de propagation (Wildman et al. 1983, Jonhson et al. 1996...). En parallèle, le comportement spectral de la vigne a été caractérisé (Naert 1985, Bacha 1990, Schultz 1996, Sims et Gamon 2002). De nombreux indices utilisant des données de télédétection hyperspectrales ont été développés et comparés pour évaluer l'état physiologique de la vigne au niveau de la canopée (Johnson et al. 2003, Lamb et al. 2004, Zarco-Tejada et al. 2005) ou la teneur en eau dans la plante (Gao 1996, Peñuelas et al. 1997). Le plus couramment utilisé est l'indice de végétation NDVI (Normalized Difference Vegetation Index). Il combine les canaux rouge et proche infrarouge pour mettre en évidence la végétation sur une image. Il est défini par :

$$NDVI = \left( \frac{PIR - R}{PIR + R} \right) \quad (1.1)$$

Il apparaît donc intéressant d'utiliser le proche infrarouge pour la détection et la caractérisation des parcelles de vignes.

#### *Limites de la moyenne et haute résolution spatiale*

La discontinuité des motifs de plantation de la vigne fait que le sol n'est pas totalement couvert par la végétation. Bien que les différences de signal entre la végétation et la surface du sol aient été abordées (Sentex 1984), les études menées jusqu'à présent sur la détection et caractérisation de la vigne, utilisent pour la plupart des images à résolution sur-métrique. Par exemple, Trolier et al. [1989] et Rodriguez et al. [2006] utilisent des images à moyenne résolution spatiale (30 m) fournies par le satellite Landsat TM pour distinguer les vignes d'autres cultures. Gong et al. [2003] utilisent dans le même but, un capteur aéroporté qui fournit des images à 2 m de résolution spatiale.

Cependant, à moyennes et hautes résolutions spatiales, les pixels sont mixtes et le sol influe très largement sur leur radiométrie (Arán et al. 2001). Ces approches fournissent alors des résultats satisfaisants pour les zones étudiées, mais peuvent difficilement être généralisées à d'autres régions ou à des zones moins homogènes du point de vue des pratiques culturales et du sol.

Par exemple, si l'espacement entre les rangs de vigne est plus large, l'influence du sol sur la couleur des pixels est plus grande et peut faire chuter la réflectance dans le proche infrarouge, ce qui peut être interprété comme une plus faible vigueur. Au contraire, un enherbement des interrang peut augmenter la réflectance et être interprété comme une plus forte vigueur.

Un moyen de limiter le problème de l'influence du sol à moyenne résolution spatiale est de multiplier les données en utilisant une classification sur des images multitemporelles (Lanjeri et al. 2001), ou sur une combinaison de bandes spectrales qui optimise la séparabilité entre les vignes et les autres cultures (Rubio et al. 2001). Le sol peut cependant constituer un atout lorsqu'il est visible sur l'image. Pour cela, il est nécessaire de disposer d'une très haute résolution spatiale (THRS).

#### *Intérêt de la très haute résolution spatiale*

La très grande augmentation des disponibilités en données de télédétection à THRS offre un grand nombre de nouvelles applications. Le mode de plantation des vignes devient visible, permettant de plus grandes possibilités de discrimination ou caractérisation. Cependant, il devient nécessaire de développer de nouvelles approches de traitement d'images, non exclusivement basées sur la réflectance de la vigne, mais également sur sa texture.

Warner et Steinmaus [2005] ont développé un algorithme de classification basé sur une analyse d'autocorrélogrammes et l'ont testé sur des images de Granger (Washington) fournies par le satellite Ikonos en panchromatique et à 1 m de résolution spatiale. Cette méthode, bien que fournissant de bons résultats dans l'application présentée, peut difficilement être généralisée aux vieilles régions viticoles européennes où l'hétérogénéité parmi les motifs recherchés est grande.

Du fait de l'organisation périodique des vignes (souvent en rangs ou en grille) l'analyse fréquentielle apparaît comme une approche particulièrement adaptée. L'analyse en ondelettes présentée par Ranchin et al. [2001] est appliquée à des images à 0,25 m de résolution pour la classification vigne/non-vigne des pixels. Une validation par parcelle a montré que 78 % des parcelles ont été bien classées. Cependant, cette approche est complexe et nécessite une très grande intervention de l'utilisateur. Dans Wassenaar et al. [2002], la transformée de Fourier (TF) permet de caractériser des parcelles déjà segmentées (orientation, largeur interrang, mode de plantation). Dans Chanussot et al. [2005], une transformée de Radon est appliquée au spectre de Fourier d'une image de vigne à une résolution spatiale inférieure à 5 cm, de façon à déterminer précisément l'orientation des rangs dans le but de localiser les pieds manquants. Des études préliminaires réalisées au Cemagref (Prat 2002) ont en outre montré l'intérêt d'utiliser l'analyse fréquentielle pour la détection des vignes.

Les données à résolutions sub-métriques ont été, jusqu'à présent, majoritairement utilisées pour la caractérisation de parcelles déjà segmentées dans un contexte d'agriculture de précision<sup>4</sup>. En effet, les caractéristiques des sols, la topographie, les attaques parasitaires, la présence de mauvaises herbes, etc. peuvent varier de façon non négligeable au sein d'une parcelle. La caractérisation précise des parcelles peut permettre de prendre en compte leurs hétérogénéités de façon à optimiser les résultats agronomiques tout en limitant l'impact de la culture sur l'environnement (utilisation des produits phytosanitaires uniquement aux endroits nécessaires). Cette caractérisation se fait généralement par l'estimation de la vigueur de la vigne (Montero et al. 1999, Dobrowski et al. 2002, Hall et al. 2003, Brown et al. 2004). Mais elle passe également par la détection du mode de plantation en grille ou en ligne (Wassenaar et al. 2002), la localisation des rangs (Bobillet et al. 2003), la détection des pieds manquants (Chanussot et al. 2005, Lagacherie et al. 2001), la caractérisation du sol entre les rangs de vigne (Wassenaar et al. 2005, 2001)...

Cependant, aucune étude préalable n'a pu être référencée concernant l'extraction des parcelles de vigne sous forme de polygones et la mise en place d'un parcellaire informatisé. De plus, si les parcelles cadastrales sont parfois disponibles, elles ne correspondent généralement pas aux parcelles culturales.

## Conclusion

La télédétection est un domaine de recherche récent et en pleine expansion. Les possibilités offertes pour la filière viti-vinicole sont encore largement sous-exploitées. La détection des vignes représente un enjeu majeur pour les différents acteurs de cette filière (caves coopératives, producteur, collectivités locales, organismes de contrôles...). Elle devra permettre de préciser les surfaces mises en jeu, l'état des vignobles mais aussi les pratiques culturales qui peuvent avoir un effet néfaste sur l'environnement.

Des différentes caractéristiques de la vigne, présentées dans ce chapitre, découle le choix des données qui seront utilisées pour répondre à ces objectifs. Il s'agit d'images aériennes ou satellitaires à très haute résolution spatiale (taille du pixel inférieure à 1 m) principalement en couleurs naturelles ou infrarouge couleur.

La problématique de cette thèse consiste en l'application et la mise en œuvre d'outils théoriques et numériques pour la *détection et la caractérisation automatique des parcelles de vigne à partir de données de télédétection à THRS*. Elle comprend également une confrontation avec les données acquises sur le terrain ("vérité terrain") pour une validation des méthodes et une estimation des possibilités de généralisation.

Sur les données à THRS, la structure discontinue de la vigne est visible, ce qui conduit à s'intéresser à des approches d'analyse texturale. On présente, dans le chapitre suivant, les bases théoriques des outils utilisés ainsi que les méthodes développées pour l'extraction d'objets orientés et périodiques dans des images quelconques.

---

<sup>4</sup>Prise en compte des variations spatiales et temporelles intra-parcellaire dans les interventions culturales.



# Chapitre 2

## Extraction d'objets périodiques et orientés

### Introduction

L'analyse texturale est un domaine de recherche actif depuis presque quarante ans (Haralick et al. 1973, Haralick 1979, Wechsler 1980, Reed et Du Buf 1993, Manian et Vásquez 2003...). La texture est liée à la distribution spatiale (statistique) des niveaux de gris ; elle contient une information importante sur l'arrangement structural des surfaces et leurs relations avec leur environnement direct. Il est facile à un observateur humain de reconnaître une texture et de la décrire de façon empirique ou sémantique : fine, grossière, lisse, ondulatoire, cotonneuse, régulière, linéaire... Cependant, elle reste difficile à définir précisément et à analyser de façon numérique. Cette difficulté se traduit par le nombre très élevé de définitions différentes de la texture. Coggins [1982] établissait déjà un catalogue de définitions, qui montre que chacune d'entre elles est généralement élaborée en fonction d'une application particulière. La même remarque peut souvent être faite concernant le nombre tout aussi important de méthodes d'analyse texturale (Tuceryan et Jain 1998) développées, par exemple, pour la détection de défauts, l'imagerie médicale ou la télédétection.

Les premières approches d'analyse texturale sont basées sur la distribution statistique des niveaux de gris, étudiée à l'ordre un ou deux : matrices de cooccurrence (*e.g.* Haralick et al. 1973, Weszka et al. 1976, Davis et al. 1979), auto-corrélation (*e.g.* Warner et al. 1998, Sangwine et Todd 1999)... Les méthodes d'analyse texturale regroupées sous le nom de “morphologiques” ou “géométriques” sont caractérisées par leur définition de la texture comme étant composée d'*éléments structuraux* ou *primitives* (Julesz 1981). Elles dépendent alors des propriétés géométriques de ces éléments (*e.g.* les approches “shape from texture” utilisées dans Blake et Marinos 1990, Plantier et al. 2002, Lobay et Forsyth 2006...). De nombreuses approches sont basées sur la représentation dans l'espace fréquentiel. Par exemple en utilisant une décomposition en ondelettes (*e.g.* Ouma et Tateishi 2005) ou un filtre en fréquence tels que le filtre de Gabor (*e.g.* du Buf 1989, Tsai et al. 2005). D'autres méthodes utilisent la comparaison

à un modèle (*e.g.* Lee et Philpot 1991, Manfaat et al. 1996, Tsai et Yang 2005), l’aspect fractal d’une texture (*e.g.* Emerson et al. 1999, Myint 2003)...

L’objectif de cette thèse n’est pas de fournir une définition supplémentaire de la texture, ni même de nouvelles méthodes ou de nouveaux paramètres pour l’analyse texturale. Les approches développées ont donc été basées sur deux théories depuis longtemps éprouvées : analyse de la distribution statistique des niveaux de gris et analyse fréquentielle. On évaluera leur potentiel pour répondre à un objectif particulier : l’extraction d’objets présentant une texture périodique et orientée dans une image. On suppose n’avoir aucune connaissance *a priori* de la répartition et de l’orientation des objets dans l’image. Seuls des ordres de grandeur sont nécessaires concernant la taille des objets et celle des périodes recherchées. Les résultats sont attendus sous forme d’une segmentation en polygones. Celle-ci peut être effectuée soit au fur et à mesure de la détection de chaque objet dans l’image, soit globalement, sur des “images dérivées” issues d’une première étape de détection.

On présente tout d’abord l’analyse texturale par cooccurrence avec une étude comparative des indices définis par Haralick et al. [1973] et une méthode originale de contraste orienté pour la détection des motifs en rangs. Le deuxième chapitre est consacré à l’analyse fréquentielle avec un bref rappel de théorie suivi de la présentation de deux méthodes basées sur le calcul de la transformée de Fourier à deux niveaux différents dans l’image : le pixel et son voisinage pour la première, l’objet recherché pour la seconde. Enfin, le troisième chapitre contient la description du processus de segmentation commun aux deux premières approches, ainsi que la mise en place de critères d’estimation de la qualité de cette segmentation.

Les méthodes décrites dans cette partie ont été développées en C/C++ ou IDL<sup>1</sup>. Elles font appel à des notions mathématiques complexes qui ne seront pas détaillées ici. Quelques aspects essentiels à la compréhension seront donnés, mais sans aborder les détails théoriques et numériques que l’on pourra trouver dans les références proposées.

---

<sup>1</sup>Interactive Data Language, RSI

## 2.1 Analyse texturale par cooccurrence

La procédure utilisée par Haralick et al. [1973] pour obtenir l'information texturale d'une image est basée sur l'hypothèse suivante : *"l'information de texture dans une image est contenue dans les relations spatiales entre les niveaux de gris"*. Ces relations sont alors représentées numériquement à l'aide des **matrices de dépendance spatiale de niveaux de gris**, également appelées **matrices de cooccurrence**. Celles-ci sont longtemps restées inutilisées du fait de leur coût prohibitif en temps de calcul. Mais avec les avancées considérables en informatique et les études menées pour optimiser leur calcul (Unser 1986, Svolos et Todd-Pokropek 1998, Clausi et Zhao 2003), elles constituent aujourd'hui l'outil de caractérisation texturale le plus populaire. Selon Germain [1997] l'engouement montré pour cet outil est sans doute dû au fait qu'il est fondé sur des statistiques d'ordre deux et donc bien adapté à la description des propriétés texturales auxquelles l'œil humain est le plus sensible.

De nombreuses études ont montré l'intérêt des matrices de cooccurrence en traitement d'image (Chen et Pavlidis 1979, Desachy 1980, Arvis et al. 2004a) appliqué à de nombreux domaines : médecine (Smutek et al. 2003), police scientifique (Verma et al. 2002), industrie textile (Abdulhady et al. 2002)... et plus particulièrement en télédétection : détection des glaces de mer (Clausi 2001, Soh et Tsatsoulis 1999), classification de nuages (Gu et al. 1991), occupation du sol (Marceau et al. 1990), urbanisme (Morales et al. 2003), agro-foresterie (Lelong et Thong-Chane 2003, Arvis et al. 2004b)... Il apparaît donc intéressant de tester cet outil pour la reconnaissance des textures particulières auxquelles nous nous intéressons ici : orientées et périodiques.

Un bref rappel de théorie est d'abord présenté, suivi d'une comparaison des indices de texture d'Haralick pour la détection de motifs orientés. Enfin, une méthode originale basée sur un calcul bidirectionnel de l'indice de contraste est décrite. Pour un complément d'information sur les matrices de cooccurrence on pourra se référer, par exemple, à l'ouvrage de Cocquerez et Philipp [2003].

### 2.1.1 Matrices de cooccurrence

Les matrices de cooccurrence constituent un outil d'analyse d'images en niveaux de gris. Elles rendent compte des transitions de niveaux dans l'image pour une direction et une distance données.

Considérons une image rectangulaire de dimension  $(N_x, N_y)$  ayant  $N_g$  niveaux de gris. On définit (Haralick et al. 1973) la matrice de cooccurrence  $P$ , pour le vecteur  $d = (d_x, d_y)$  et pour tout couple d'entier  $(i, j)$  appartenant à l'ensemble  $[0, N_g[$ , par :

$$\begin{aligned}
 P_d(i, j) = \# \{ ((x, y), (x', y')) \quad / \quad & x' = x + d_x, \quad y' = y + d_y, \\
 \text{et} \quad & (I(x, y) = i \ \& \ I(x', y') = j) \\
 \text{ou} \quad & (I(x, y) = j \ \& \ I(x', y') = i) \}
 \end{aligned} \tag{2.1}$$



où  $I(x, y) \in [0, N_g[$  est le niveau de gris du pixel de coordonnées  $(x, y)$  dans l'image de départ et où la notation  $\#$  représente le nombre d'éléments dans un ensemble.

$P_d(i, j)$  contient alors le nombre de fois où les transitions  $i \rightarrow j$  et  $j \rightarrow i$  surviennent dans l'image entre deux pixels distants de  $(d_x, d_y)$ . La matrice  $P$  est donc symétrique et de dimension  $N_g \times N_g$ .

La figure 2.1 montre un exemple de calcul des matrices de cooccurrence pour les vecteurs des plus proches voisins. Quelques exemples issus de calculs sur images aériennes sont donnés en annexe A. Les matrices peuvent être normalisées par le nombre total de paires de voisins intervenant dans le calcul de la matrice (égal à la somme des termes de la matrice).

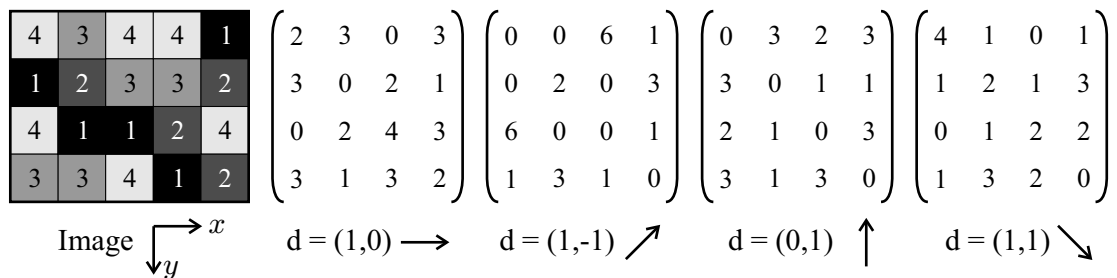


FIG. 2.1: *Exemple de calcul de matrices de cooccurrence à partir d'une image de dimension  $4 \times 5$  ayant 4 niveaux de gris.*

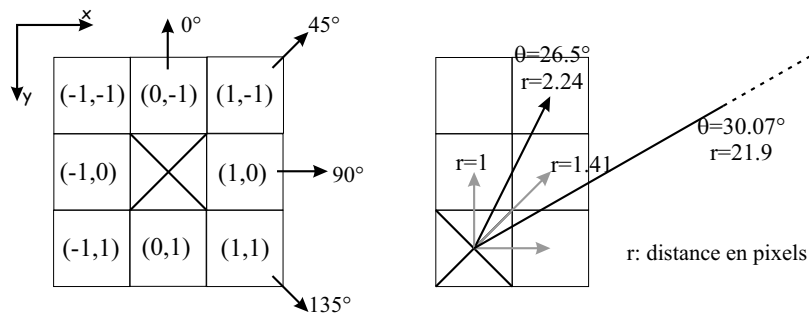


FIG. 2.2: *Distance de calcul des matrices de cooccurrence vs orientation. Gauche : plus proches voisins. Droite : plus d'orientations implique des distances de calcul plus grandes.*

Une définition non symétrique est parfois utilisée dans la littérature (*e.g.* Lelong 2003), en considérant les transitions  $i \rightarrow j$  pour  $P_d(i, j)$  d'une part, et  $j \rightarrow i$  pour  $P_d(j, i)$  d'autre part. De même, 4 matrices de cooccurrence ont initialement été définies dans Haralick et al. [1973] pour des vecteurs correspondant aux plus proches voisins. Elles ont ensuite été généralisées à des vecteurs quelconques, en utilisant une notation en coordonnées cylindriques,  $(r, \theta)$ . Cependant, le caractère discret des images (pixels) fait que la distance de calcul  $r$  dépend de l'angle  $\theta$  (figure 2.2) ; certaines directions

impliquent de très grandes distances, généralement non adaptées à la détection de motifs texturés<sup>2</sup>.

À partir des matrices de cooccurrence, Haralick et al. [1973] ont défini 14 indices pour caractériser les textures. Ils sont comparés dans la section suivante pour la détection des motifs orientés et périodiques.

### 2.1.2 Comparaison des indices de texture d'Haralick pour la détection des motifs orientés

Les indices définis par Haralick et al. [1973] sont rappelés en annexe B. De façon à comparer leur potentiel pour la détection des motifs orientés et périodiques, une image de synthèse en niveaux de gris, contenant 5 imagerettes de textures différentes a été générée (figure 2.3).

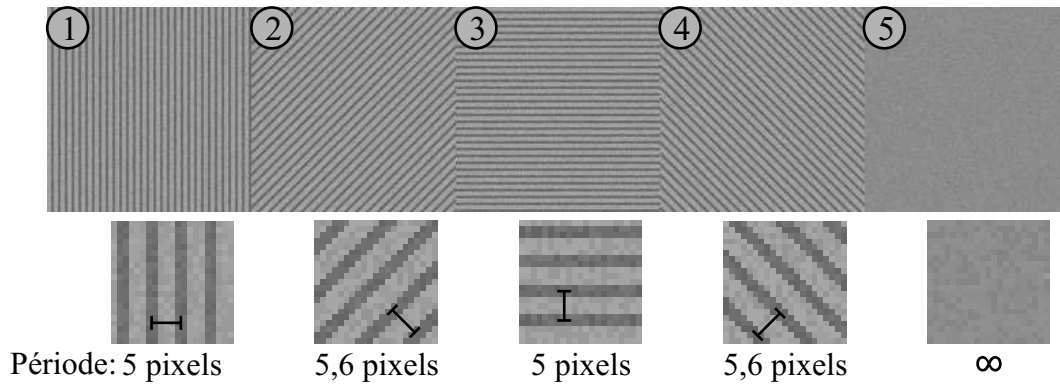


FIG. 2.3: *Image de synthèse contenant 4 textures orientées et une aléatoire. Les imagerettes ont les mêmes moyennes radiométriques et le même type de bruit leur est appliqué.*

L'imagerette ⑤ n'a aucune organisation particulière et les quatre autres sont des alternances de traits foncés et de traits clairs dans différentes orientations. Les valeurs radiométriques<sup>3</sup> des pixels sont centrées sur 100 pour les traits foncés, 170 pour les traits clairs et 142 (moyenne pondérée) pour l'imagerette ⑤. Le bruit qui leur est appliqué a une répartition statistique uniforme sur l'intervalle  $[-30, 30]$ .

Les 13 premiers indices ont été implémentés pour être comparés ; seul l'indice  $f_{14}$  n'a pas été étudié car il fait appel à la recherche de valeurs propres d'une matrice, processus très long et qui n'aboutit pas toujours car cette matrice peut être singulière.

Pour chaque pixel  $p$ , on définit un voisinage par une fenêtre d'analyse de taille  $N \times N$  centrée sur  $p$  ( $N$  est donc impair). Les matrices de cooccurrence sont alors calculées sur

<sup>2</sup>Une manière de contourner ce problème serait d'interpoler l'image en utilisant des pixels à coordonnées réelles ; cependant, ceci alourdirait le calcul déjà long des matrices de cooccurrence.

<sup>3</sup>Valeurs inspirées d'une image réelle de vigne (canal rouge de la BD-ortho de l'IGN sur la zone de Roujan, Hérault)

chaque fenêtre (fenêtre glissante) et la valeur de l'indice est affectée au pixel central. Le choix de la taille de la fenêtre glissante doit se faire selon un compromis : elle doit être assez grande pour prendre en compte le motif de l'objet recherché mais assez faible pour limiter les temps de calcul et ne pas trop détériorer la détection aux limites. Pour le calcul sur image de synthèse, on choisit une fenêtre de taille  $21 \times 21$  pixels contenant de l'ordre de 4 motifs rang/interrang. L'image contenant des motifs dans les 4 directions, on effectue seulement un calcul vertical avec :  $(d_x, d_y) = (0, 1)$ .

Avant de décrire plus précisément les indices, on calcule leur niveau de corrélation de Spearman,  $\rho$  (équation 2.2) pour l'image de synthèse :

$$\rho = \frac{\sum_{i=0}^{N-1} (X_{(i)} - \bar{X}) (Y_{(i)} - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} (X_{(i)} - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} (Y_{(i)} - \bar{Y})^2}} \quad (2.2)$$

où  $N$  est le nombre de pixels dans l'image,  $X_{(i)}$  et  $Y_{(i)}$  représentent les valeurs ordonnées des deux indices à comparer et où  $\bar{X}$  et  $\bar{Y}$  sont les moyennes de  $X$  et  $Y$  respectivement. L'indice  $\rho$  est compris entre  $-1$  et  $1$ ; plus il est proche de  $1$  en valeur absolue, plus les deux indices sont corrélés, positivement ou négativement.

Les résultats de ces calculs sont présentés dans le tableau B.1 en annexe B. De fortes corrélations (*i.e.* supérieures à  $0,9$ ) sont observées entre les indices :  $1$  et  $7$  ;  $2$  et  $(8, 9, 11)$  ;  $4$  et  $6$  ;  $5$  et  $10$ . On se ramène donc à l'étude de  $7$  indices faiblement corrélés :  $f_1, f_2, f_3, f_4, f_{10}, f_{12}$  et  $f_{13}$ . La traduction en français du nom des indices étant très variable selon les auteurs, les noms originellement donnés par Haralick sont employés ici. Les résultats obtenus avec ces  $7$  indices sont représentés figure 2.4 sous forme d'images (étalement des valeurs des indices sur  $256$  niveaux de gris).

**Angular Second Moment  $f_1$  :** *Plus la texture est lisse, plus  $f_1$  est élevé.* On remarque sur la figure 2.4a que cet indice a des valeurs élevées pour l'imagerie ⑤ n'ayant pas de structure particulière et des valeurs moyennes relativement identiques pour les autres imageries, bien que légèrement plus élevées lorsque le calcul est effectué dans le sens des rangs.

**Contrast  $f_2$  :** *Plus il y a de variations locales importantes dans la direction de calcul, plus  $f_2$  est grand.* Cet indice possède une grande homogénéité intra-imagerie et une bonne discrimination entre certaines imageries (figure 2.4b). Lorsque le calcul est effectué dans le sens des rangs, le contraste est aussi faible que s'il n'y a pas de structure particulière (première et dernière imageries). Par contre, le contraste est très élevé dans la direction perpendiculaire aux rangs car il traduit le nombre de variations locales de niveaux de gris.

**Correlation  $f_3$  :** *Plus la texture est régulière, plus  $f_3$  est grand.* Sur la figure 2.4c, cet indice semble permettre de discriminer les motifs en rangs réguliers des motifs quelconques par des valeurs relativement élevées et homogènes. Cependant, il met en évidence toute texture ayant une organisation particulière par rapport

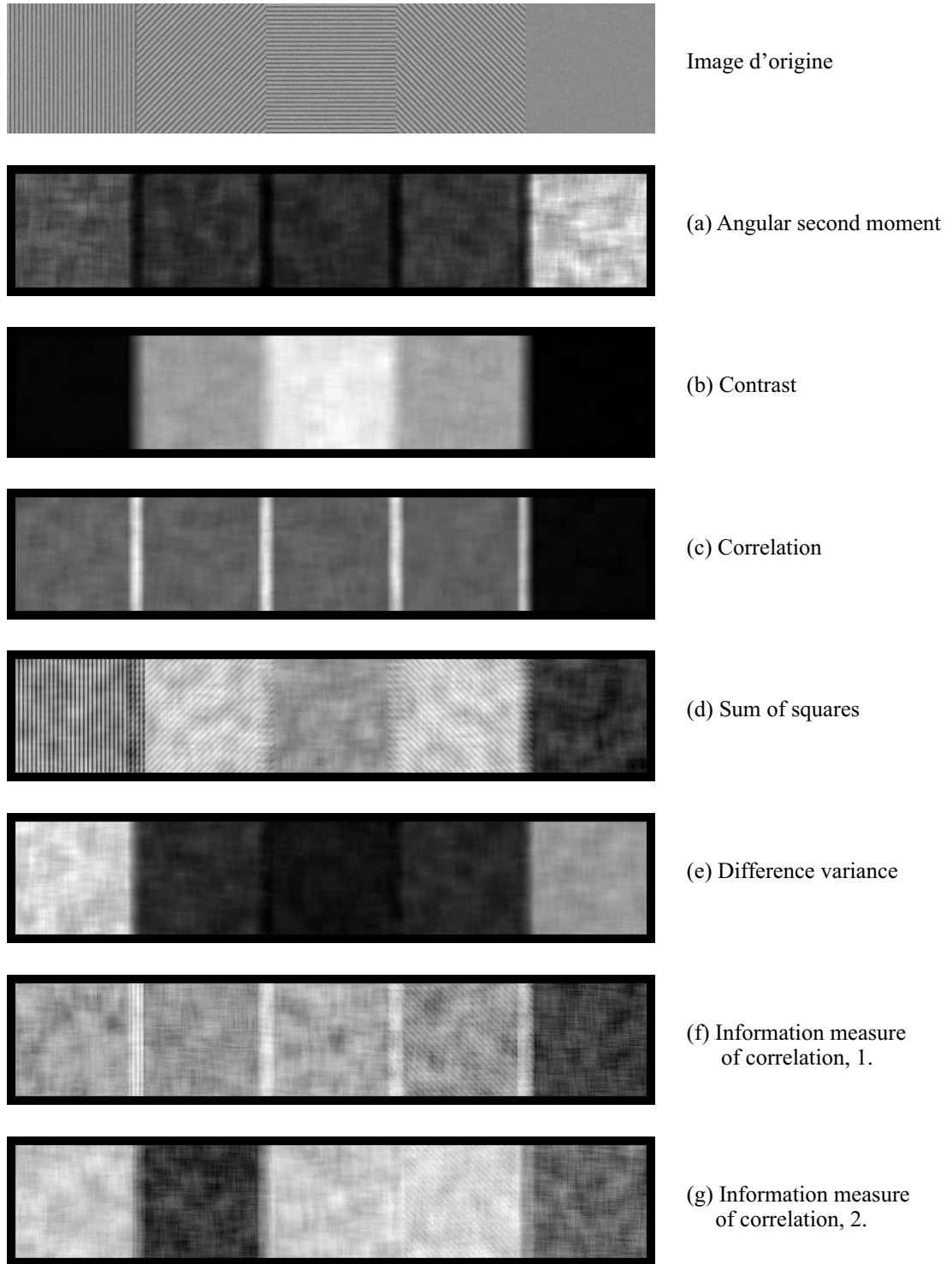


FIG. 2.4: *Indices d'Haralick.* Calculs effectués sur l'image de synthèse dans la direction  $(d_x d_y) = (0, 1)$ .

aux textures “aléatoires” (telles que celle de la dernière imagerie); il fera donc également ressortir les textures très lisses des plans d’eau ou des routes par exemple. Cet indice est de plus indépendant de la direction principale du motif.

**Sum of squares  $f_4$  :** Cet indice fait également ressortir des différences entre les images (figure 2.4d). Cependant, il est beaucoup moins discriminant que l’indice Contrast par exemple. De plus, les motifs de l’image initiale restent visibles sur certaines images (ce qui peut être dû au caractère “idéal” de l’image de synthèse).

**Difference variance  $f_{10}$  :** Cet indice a une tendance inversée par rapport à l’indice *contrast* pour les motifs orientés (figure 2.4e). Il est cependant moins discriminant du fait de ses valeurs relativement élevées pour l’image ⑤ et présente une forte hétérogénéité intra-image.

**Information Measures of Correlation  $f_{12}$   $f_{13}$  :** Ces deux indices (figure 2.4f et g), bien que n’ayant pas de corrélation supérieure à 0,9, sont moyennement corrélés avec plusieurs autres indices. En particulier,  $f_{13}$  a des corrélations supérieures à 0,7 avec  $f_2$ ,  $f_3$ ,  $f_8$  et  $f_9$ . L’indice  $f_{12}$  a la même tendance que  $f_3$  (corrélation 0,58) ; il est quasiment indépendant de la direction des textures. Ces deux indices présentent, en outre, une forte hétérogénéité intra-image.

En conclusion, l’indice *Contrast* (équation 2.3) semble avoir le meilleur potentiel pour discriminer des textures orientées entre elles et par rapport à des textures quelconques, si on l’utilise dans plusieurs directions. Il présente en outre l’avantage de pouvoir être calculé directement à partir de l’image (équation 2.4) sans passer par les matrices de cooccurrence, ce qui réduit considérablement les temps de calcul.

$$f_2 = \sum_{n=0}^{N_g-1} \left( n^2 \sum_{|i-j|=n} P(i, j) \right) \quad (2.3)$$

$$f_2 = \sum_{n=0}^{N_g-1} \left( n^2 \cdot \# \{ (x, y) / (I(x, y) - I(x + d_x, y + d_y)) = n \} \right) \quad (2.4)$$

Cet indice a donc été choisi comme point de départ pour le développement d’une méthode de détection de motifs orientés dans une image, qui fait l’objet de la section suivante.

### 2.1.3 Méthode du contraste orienté

L’analyse sur une image de synthèse effectuée dans la section précédente a montré que l’indice de contraste est faible lorsqu’il est calculé dans la direction du motif et élevé dans la direction perpendiculaire. On exploite cette différence qui permet de distinguer les motifs en rangs de ceux ayant un fort contraste sans direction particulière, en définissant l’Indice de Contraste Orienté (ICO) de la manière suivante :

$$ICO_d = f_2(P_{d^\perp}) - f_2(P_d) \quad (2.5)$$

où  $P_d$  est la matrice de cooccurrence calculée selon le vecteur  $d$  et où  $d^\perp$  désigne le vecteur orthogonal de même norme. Une valeur élevée de  $ICO_d$  signifie alors que le motif est orienté dans le sens de  $d$ .

Pour mettre en évidence les transitions de niveaux de gris, l'analyse est faite entre un pixel et ses voisins directs, soit :  $|d_x|, |d_y| \in \{0, 1\}$ . Avec les coordonnées de l'image croissant du coin haut gauche au coin bas droit, on note :  $d^0 = (d_x, d_y) = (0, -1)$ ,  $d^{45} = (1, -1)$ ,  $d^{90} = (1, 0)$  et  $d^{135} = (1, 1)$ .

L'indice de contraste (équation 2.4) est calculé dans ces quatre directions sur une fenêtre glissante. La valeur de l'indice est affectée au centre de la fenêtre. On calcule alors les quatre ICO correspondants. Pour chaque pixel, le maximum des ICO, noté  $ICO_{\max}$ , est conservé ainsi que les directions de calcul associées qui fournissent une classification de la direction du motif. En présence d'un motif orienté, dont la direction  $\theta$ , exprimée en degrés, est telle que  $\theta \in [23, 72]$  (centré sur  $45^\circ$ ), le contraste est élevé pour la direction de calcul  $d^{135}$  et faible pour  $d^{45}$  ; la classe de direction  $C_{45}$  est alors affectée au pixel correspondant. De même, la classe  $C_{90}$  correspond à  $\theta \in [73, 112]$ ,  $C_{135}$  à  $\theta \in [113, 158]$  et  $C_{180}$  à  $\theta \in [159, 180] \cup [1, 23]$ .

La figure 2.5 décrit la méthode appliquée à une image de synthèse.

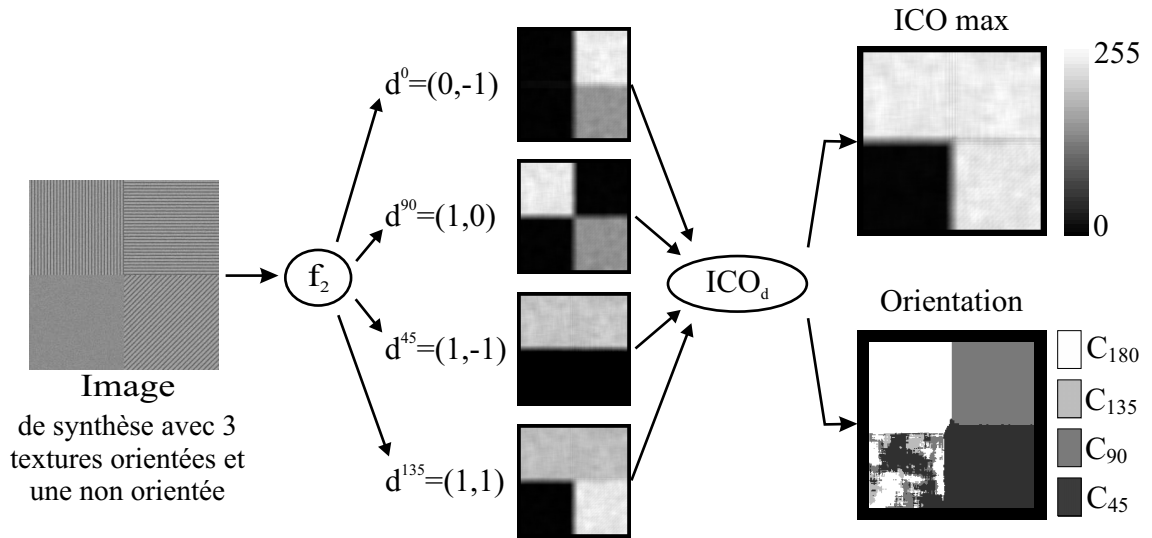


FIG. 2.5: *Détection des motifs orientés à l'aide du contraste d'Haralick.* Calcul du contraste sur fenêtre glissante dans les directions  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  et  $135^\circ$ . Calcul des quatre Indices de Contraste Orientés correspondants, dont on garde la valeur maximale pour chaque pixel (d'autant plus élevée que le motif est contrasté) ainsi qu'une estimation de la direction du motif (valeurs hétérogènes en cas d'absence d'orientation).

En conclusion, cette méthode permet donc :

1. de distinguer les zones de l'image ayant une texture orientée, par un Indice Contraste Orienté élevé ;
2. de fournir une indication sur l'orientation de la texture.

Lorsque la texture n'est pas orientée, les valeurs de l' $ICO_{\max}$  sont faibles et celles de la direction sont hétérogènes. Les informations  $ICO_{\max}$  et direction, attribuées à chaque pixel, permettent de bien individualiser visuellement les différents objets dans l'image de synthèse. Une méthode de segmentation décrite en section 2.3 sera appliquée de façon à obtenir les contours des objets sous forme de polygones. La validation se fera au chapitre suivant, dans le cadre de la détection des parcelles de vigne sur une image aérienne.

## 2.2 Analyse fréquentielle

L'analyse fréquentielle est basée sur l'hypothèse selon laquelle chaque fonction périodique peut être exprimée comme une somme (éventuellement infinie) de fonctions sinusoïdales, de différentes amplitudes et oscillant à différentes fréquences. Cette décomposition, appelée série trigonométrique ou série de Fourier, a d'abord été utilisée par Fourier [1822] comme un outil de résolution de l'équation de la chaleur. La transformée de Fourier (TF) généralise la théorie des séries de Fourier aux fonctions non périodiques et permet de leur associer un spectre en fréquences.

La TF est utilisée dans tous les domaines liés au traitement du signal (Deledenne 2005) : analyse ou compression d'images, filtrage de signaux sonores... Pour un complément d'information on pourra se référer, par exemple, à l'ouvrage de Gonzales et Woods [2002].

L'analyse fréquentielle est utilisée ici dans le but de détecter et segmenter des objets à texture périodique dans une image. Un bref rappel de théorie est d'abord présenté, puis deux approches utilisant la Transformée de Fourier à deux niveaux différents sont décrites. La première utilise une fenêtre glissante pour analyser le voisinage de chaque pixel, alors que la seconde effectue le calcul de la TF sur des extraits d'image de l'ordre de grandeur d'un objet.

### 2.2.1 Théorie

#### *Transformée et spectre de Fourier*

Soit une fonction  $f$  dans  $\mathbb{R}$  ou  $\mathbb{C}$ , continue et intégrable ; la **transformée de Fourier**  $\hat{f}$  exprime la fonction  $f$  comme somme infinie des fonctions trigonométriques de toutes les fréquences qui forment son spectre. Une telle sommation se présente sous forme d'intégrale :

$$f(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{f}(s) e^{i2\pi sx} ds \quad (2.6)$$

avec :

$$TF(f(x)) = \hat{f}(s) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) e^{-i2\pi sx} dx \quad (2.7)$$

Si  $f$  est à valeurs réelles,  $\hat{f}$  est symétrique.

Le **spectre de Fourier** est donné par le carré de l'amplitude de la TF. La figure 2.6 montre l'exemple d'une fonction en une dimension spatiale (ou temporelle), simple somme d'un sinus et d'un cosinus. Le spectre de Fourier de cette fonction est alors seulement composé de deux valeurs (dirac) et leur symétrique correspondant aux fréquences des deux fonctions sinusoïdales. La fréquence est égale à l'inverse de la période



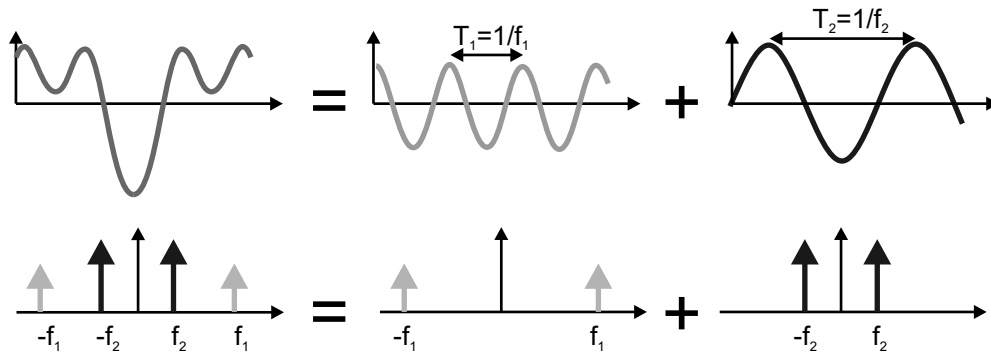


FIG. 2.6: *Exemple de spectre de Fourier d'une fonction.* En haut, la fonction considérée dans le domaine spatial, somme d'un sinus et d'un cosinus de différentes amplitudes et oscillant à différentes fréquences. En bas le spectre de Fourier de la fonction avec les deux fréquences correspondantes et leur amplitude qui dépend de celle dans le domaine spatial.

(longueur du motif répété) ; elle est donc exprimée en inverse d'unité de distance (ou de temps).

La **transformée de Fourier discrète** (TFD) est l'équivalent discret de la transformée de Fourier. C'est elle qui est le plus souvent utilisée en pratique car les signaux numériques sont échantillonnés. La TFD d'un signal  $f$  de taille  $N$ , s'écrit :

$$TF(f_n) = \hat{f}_k = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} f_n e^{-2i\pi k \frac{n}{N}} \quad (2.8)$$

Cette discrétisation introduit de façon duale une périodisation du signal et de sa TF. Dans le cas où les valeurs aux bornes du domaine de validité de  $f$  ne sont pas identiques, des discontinuités apparaissent au niveau des répétitions, entraînant des hautes fréquences "parasites" dans le spectre de Fourier. Ceci peut être évité en utilisant une fenêtre d'analyse, telle que celle de Hanning, qui impose des valeurs nulles aux bornes du domaine de  $f$ . En une dimension, la fenêtre de Hanning a la forme d'une période de cosinus, prise entre deux minima (équation 2.9 et figure 2.7) :

$$H(x) = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \cos\left(2\pi \frac{x}{N}\right) \quad (2.9)$$

où  $x$  est l'indice spatial ou temporel :  $x \in [-N/2, +N/2]$  et  $N$  est la taille de la fenêtre (ou du signal).

Cette fenêtre permet de supprimer les fréquences parasites (effets de bords) en introduisant une déformation minimale du spectre de Fourier, qui n'est que très légèrement "lissé".

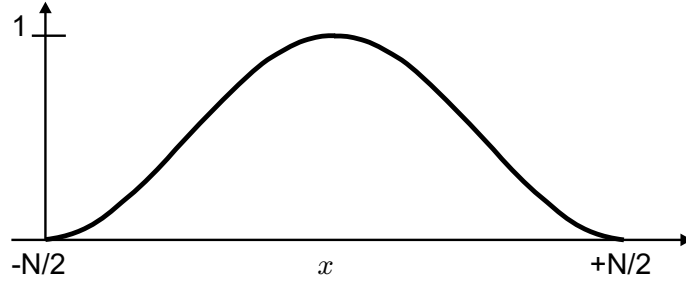


FIG. 2.7: *Fenêtre de Hanning en une dimension.*  $x$  est l'indice spatial et  $N$  est la taille de la fenêtre.

### Transformée et spectre de Fourier d'une image

Les images sont des signaux discrets à deux dimensions, elles peuvent donc également être décomposées en une somme d'ondes élémentaires, orientées (figure 2.8). La transformée de Fourier discrète d'une image  $I$  peut donc s'écrire :

$$TF(I_{n,m}) = \hat{I}_{k,l} = \frac{1}{NM} \sum_{m=0}^{M-1} \left[ \sum_{n=0}^{N-1} I_{n,m} e^{-2i\pi \frac{kn}{N}} \right] e^{-2i\pi \frac{lm}{M}} \quad (2.10)$$

où  $(N, M)$  est la taille (colonnes, lignes) de l'image;  $n = 0 \dots N-1$ ,  $m = 0 \dots M-1$  sont les indices spatiaux de l'image et  $k = 0 \dots N-1$  et  $l = 0 \dots M-1$  sont les indices en fréquences de la TF. La fréquence d'une onde caractérisée par les indices  $k$  et  $l$  est donnée par :

$$f = \sqrt{u^2 + v^2} \quad (2.11)$$

où  $u = \frac{k}{N}$  et  $v = \frac{l}{M}$ .

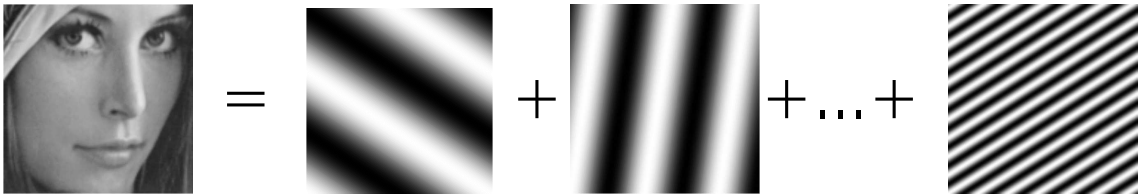


FIG. 2.8: *Principe de décomposition d'une image en somme d'ondes élémentaires (BACCHUS)*

Dans la sommation sur  $n$  de l'équation 2.10,  $m$  est fixé : on peut y reconnaître une transformée discrète mono-dimensionnelle sur chacune des  $M$  lignes de l'image. Pour calculer la transformée de Fourier discrète d'une image, on calcule donc les TF mono-dimensionnelles de chacune des lignes, puis les TF de chacune des colonnes du résultat. Ce qui revient à calculer  $N + M$  transformées de Fourier à une dimension. Un tel calcul nécessite normalement  $2(NM^2 + MN^2)$  opérations. Dans le cas où  $N$  et  $M$  sont des

puissances de 2, on dispose d'algorithmes de calcul très rapides pouvant ramener le nombre d'opérations à  $NM \ln NM$ . Ces algorithmes portent le nom de **Transformée de Fourier Rapide** ou FFT pour Fast Fourier Transform. L'algorithme le plus connu est celui de Cooley et Tukey [1965]<sup>4</sup>. Si la taille du signal n'est pas une puissance de 2, on le complète par des zéros pour pouvoir utiliser l'algorithme FFT ; ce processus est appelé "zero padding". Si  $N \times N$  est la dimension de l'image après zero padding, le calcul de la TF bidimensionnelle se fait en effectuant  $2N$  fois le calcul mono-dimensionnel ; il nécessite donc de l'ordre de  $2N^2 \ln N$  calculs élémentaires. Par exemple, si  $N = 100$  ( $128 = 2^7$  après zero padding), on aura environ 159 000 opérations au lieu de 4 millions ! L'utilisation de l'algorithme FFT est donc indispensable en pratique pour le traitement d'images.

Ce procédé peut introduire une transition brutale dans le signal qui peut entraîner des hautes fréquences parasites dans le spectre de Fourier. Cependant, celles-ci seront d'autant plus atténuées par la fenêtre de Hanning que la taille du signal est proche d'une puissance de 2.

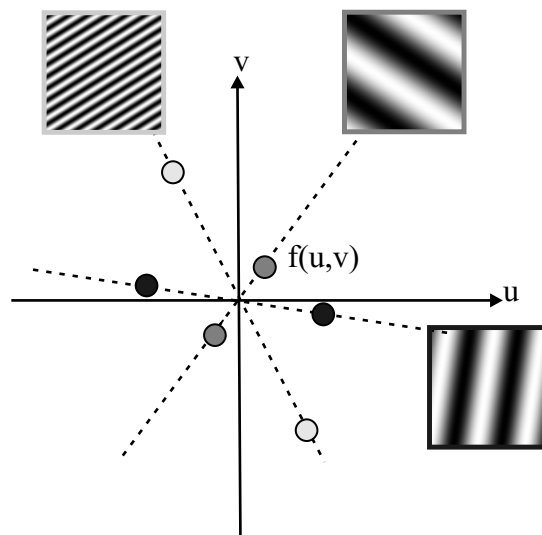


FIG. 2.9: *Schéma simplifié d'un spectre de Fourier. Spectre symétrique centré sur la fréquence nulle.*

La figure 2.9 est un schéma simplifié du spectre de Fourier en deux dimensions. Dans la représentation traditionnelle, le centre du spectre contient la fréquence nulle qui correspond à la moyenne de  $I$  ; les autres positions contiennent des fréquences croissantes avec la distance au centre. Le spectre de Fourier d'une image peut être représenté comme une image de même taille. La plus haute fréquence qui peut apparaître dans une image – comme dans tout signal échantillonné – est  $0,5 \text{ pixel}^{-1}$ , correspondant à la plus petite période : 2 pixels (alternance d'un pixel noir et d'un pixel blanc, par

<sup>4</sup> Pour plus d'information sur cet algorithme et son implémentation on pourra se référer à la série Numerical Recipes et plus particulièrement au chapitre 12 de l'ouvrage de W. H. et al. [1992] disponible sur <http://www.nrbook.com/a/bookcpdf.html>.

exemple). Trois informations peuvent être déduites de la position et de la valeur d'un pixel dans le spectre :

- La distance euclidienne entre le pixel et le centre du spectre est la valeur de la fréquence  $f$  de l'onde élémentaire considérée, inverse de la période  $T$  ( $f = 1/T$ ).
- L'angle formé par le pixel avec l'horizontale donne l'orientation de propagation de l'onde élémentaire, perpendiculaire à la direction principale du motif.
- La valeur du pixel dépend : de l'amplitude de l'onde dans le domaine spatial, de la taille de l'objet correspondant et du nombre de périodes à l'intérieur de l'objet.

De même que pour une fonction à une dimension, le zero padding et l'aspect discret des images feront apparaître des fréquences parasites sous forme de lignes horizontales et verticales qui s'intersectent au centre du spectre de Fourier. Pour détecter les pics correspondant aux motifs recherchés, il peut être préférable d'éliminer ces lignes en utilisant, par exemple, une fenêtre de Hanning (voir figure 2.10). Son inconvénient majeur, cependant, est qu'elle entraîne une diminution de contraste en bords d'image qui risque de gêner la détection de certains objets situés près des bords.

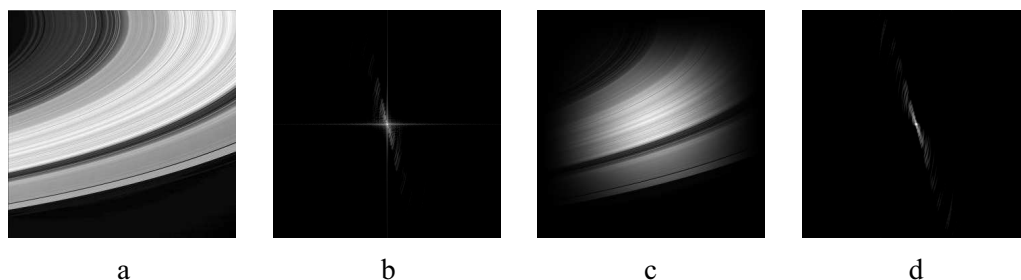


FIG. 2.10: *Effet de la fenêtre de Hanning.* a) image des anneaux de Saturne (<http://www.astronomes.com>), b) son spectre de Fourier, c) image d'origine multipliée par la fenêtre de Hanning, d) et son spectre de Fourier. Les lignes horizontales et verticales ont été éliminées.

Les images contenant des motifs orientés et périodiques – grossièrement assimilables à des ondes sinusoïdales – dans le domaine spatial, contiendront des pics d'amplitudes très localisés dans le domaine fréquentiel. La figure 2.11 montre le spectre de Fourier de la photographie d'un mur ; le motif horizontal formé par les briques est visible dans le spectre sous forme de pics d'amplitudes ; les motifs verticaux, plus nombreux et moins marqués sont visibles sous forme de valeurs moyennes étalées. Le pic principal, induit par le motif formé par les briques, est le plus proche du centre dans le spectre de Fourier. Il est situé à la fréquence  $f = 1/T$  où  $T$  est la période du motif (hauteur des briques). Les autres pics, appelés *harmoniques*, sont situés à des fréquences multiples de  $f$  et ont une amplitude plus faible que celle du pic principal.

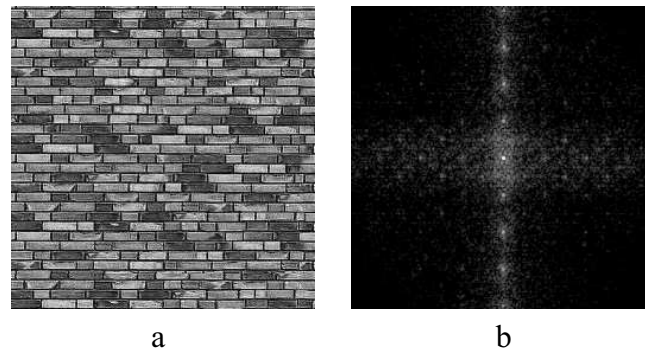


FIG. 2.11: *Exemple de spectre de Fourier d'un motif orienté.* a) Image d'un mur en briques, b) son spectre de Fourier. Des pics d'amplitude sont visibles perpendiculairement à la direction principale du motif.

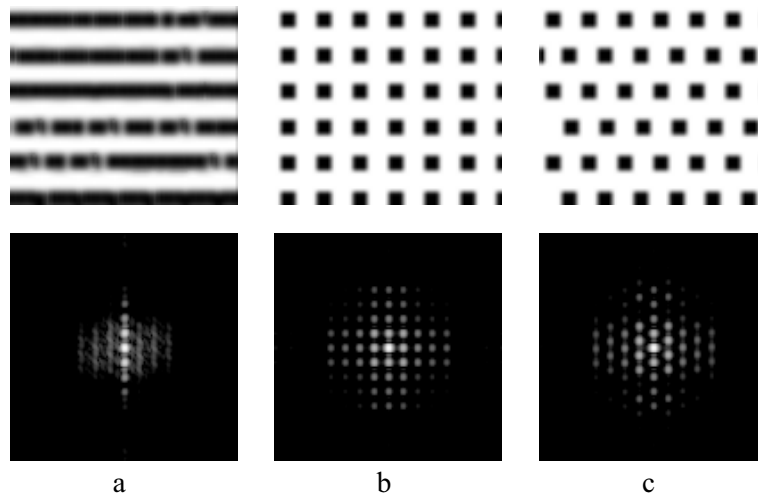


FIG. 2.12: *Exemple de spectres de Fourier pour des motifs périodiques* a) en lignes, b) en grille carrée, c) en grille quinconce.

La figure 2.12 montre les spectres de Fourier de différentes images de synthèse contenant des motifs périodiques en ligne ou en grille. Les objets dont la texture est périodique et orientée dans une image peuvent alors être sélectionnés grâce à leur réponse particulière dans le domaine spectral. Cette propriété est le point de départ des deux méthodes d'identification de motifs périodiques, présentées dans les sections suivantes.

### 2.2.2 Approche Transformée de Fourier Locale (TFL)

La première approche fréquentielle développée pour détecter les textures périodiques et orientées dans une image est basée sur l'extraction du maximum d'amplitude de la TF calculée sur une fenêtre glissante (Delenne et al. 2006a). Si la fenêtre contient un motif organisé en rangs, deux pics symétriques par rapport au centre seront présents dans le spectre de Fourier, perpendiculaires aux rangs. Pour un motif en grille, quatre pics sont

présents à  $90^\circ$  dans le domaine fréquentiel, puisque deux directions perpendiculaires sont visibles dans l'espace (figure 2.13).

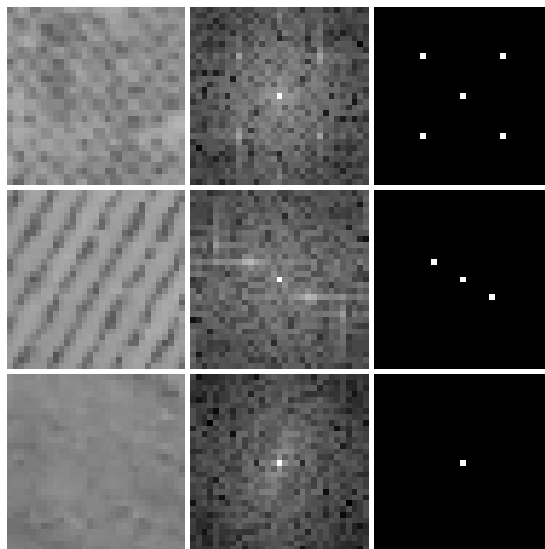


FIG. 2.13: *Exemple de spectres de Fourier d'extraits d'images de petite taille. La partie gauche montre 3 images de taille  $31 \times 31$  pixels, contenant des motifs en grille (haut), en ligne (milieu) et non périodique (bas), extraits d'une image aérienne (vigne en gobelet, vigne palissée, non vigne). Le centre montre le spectre de leur TF respectives. La partie droite montre les fréquences qu'il reste après seuillage (le même seuil est appliqué aux 3 images).*

La procédure utilisée est la suivante :

1. La TF est calculée sur une fenêtre glissante.
2. Le maximum du spectre de Fourier est recherché dans un anneau correspondant aux fréquences étudiées (par exemple, dans le cas de la vigne, les fréquences correspondant à des largeurs interrang spécifiques de la zone d'étude).
3. La période et la direction de la texture, déterminées par la position de ce maximum, sont affectées au pixel central de la fenêtre glissante.

La diminution du contraste aux bords de la fenêtre glissante dû à la fenêtre de Hanning n'est pas pénalisante ici puisque le calcul est effectué sur le voisinage de chaque pixel (le recouvrement est donc maximal).

La figure 2.14 décrit la méthode appliquée à une image de synthèse (dont les valeurs radiométriques sont les mêmes que celles de la figure 2.3 page 37). On utilise une fenêtre glissante de taille  $21 \times 21$  pixels contenant de l'ordre de 4 motifs rang/interrang. Le choix de la taille de la fenêtre est important : une plus grande fenêtre fournira des caractéristiques plus précises, mais la localisation du contour des objets en sera

détériorée. Une analogie peut être faite avec le principe d'incertitude d'Heisenberg : un gain de précision en fréquence implique une perte de précision dans l'espace. De plus, l'augmentation de la taille de la fenêtre implique aussi une augmentation des temps de calcul. Une analyse de l'influence de la taille de la fenêtre glissante sur la détection des motifs périodiques sera effectuée sur une image réelle (section 3.4.1 page 84).

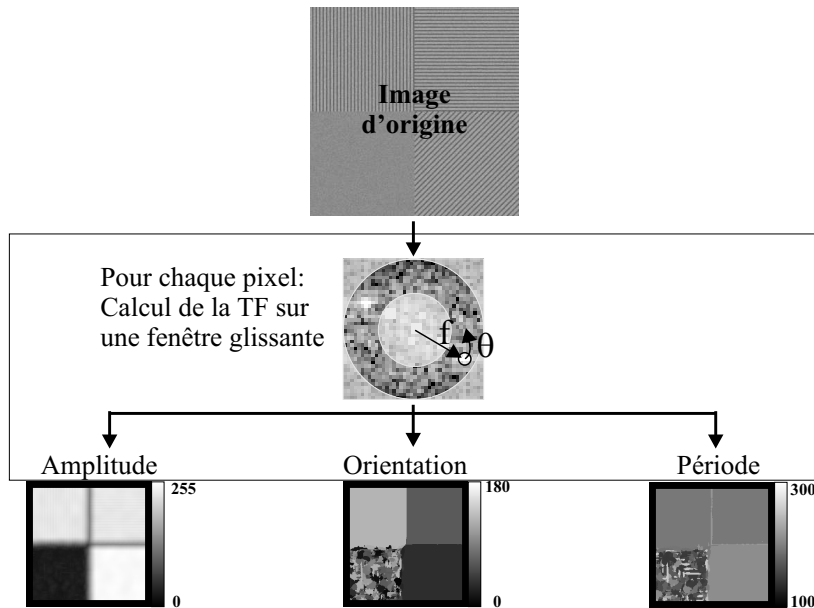


FIG. 2.14: *Détection des motifs orientés à l'aide du calcul de la transformée de Fourier sur fenêtre glissante. Le maximum d'amplitude est sélectionné dans un anneau correspondant aux fréquences recherchées, sa position donne la direction et la période du motif.*

### 2.2.3 Approche Filtrage de Gabor Itératif (FGI)

Une méthode qui utilise l'analyse fréquentielle à un niveau plus global a été développée dans le cadre du projet BACCHUS (Rabatel et al. 2006b,a, Delenne et al. 2006c). La TF est calculée sur un extrait d'image pouvant inclure plusieurs objets. L'idée est d'isoler chaque texture périodique en appliquant un filtre particulier appelé *filtre de Gabor*, centré sur les différents pics d'amplitude correspondants dans le spectre de Fourier.

*Processus de filtrage : utilisation des filtres de Gabor*

Introduit par Gabor [1946], ces filtres ont été largement utilisés à la fois comme fonctions de décomposition en ondelettes et comme outils d'analyse texturale (*e.g.* Jain et Farrokhnia 1991, Weldon et al. 1996).

Dans le domaine spatial, un filtre de Gabor  $h$  est défini comme le produit d'une gaussienne  $g$  par une sinusoïde complexe et orientée :

$$h(x, y) = g(x, y)e^{-2\pi i(u_0 x + v_0 y)} \quad (2.12)$$

avec :

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (2.13)$$

Dans le domaine fréquentiel, la transformée de Fourier  $\hat{h}$  de  $h(x, y)$  est une fonction gaussienne centrée sur la fréquence  $(u_0, v_0)$  :

$$F(h(x, y)) = \hat{h}(u, v) = G(u - u_0, v - v_0) \quad (2.14)$$

avec :

$$G(u, v) = e^{-2\pi^2\sigma^2(u^2+v^2)} \quad (2.15)$$

Le filtre de Gabor agit comme un filtre gaussien passe-bande de largeur  $\frac{1}{2\pi\sigma}$ , qui peut être utilisé pour sélectionner un domaine de fréquences autour d'un point particulier  $(u_0, v_0)$  dans le spectre de Fourier (voir figure 2.15). Le paramètre  $\sigma$  contrôle la sélectivité du filtre<sup>5</sup>. En d'autres termes, une grande valeur de  $\sigma$  va décroître la précision de la localisation des bords dans le domaine spatial alors qu'une valeur trop petite va décroître la précision en fréquence.

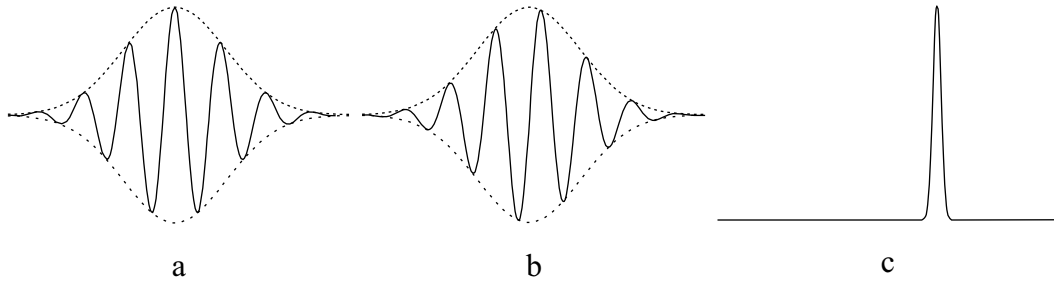


FIG. 2.15: **Filtre de Gabor en 1 dimension.** a) et b) Parties réelle et imaginaire du filtre dans le domaine spatial, c) représentation dans le domaine fréquentiel.

La méthode consiste à appliquer un filtre de Gabor pour sélectionner, dans l'image de départ, les régions contenant une onde de fréquence donnée :  $(u_0, v_0)$ . Le processus de filtrage peut être appliqué directement dans le domaine fréquentiel :

$$\hat{O}(u, v) = \hat{I}(u, v) \cdot H(u, v) \quad (2.16)$$

<sup>5</sup>Il est comparable en ce sens à la taille de la fenêtre glissante dans les deux premières approches.



L'image résultat  $O(x, y)$  est alors obtenue comme la transformée de Fourier inverse de  $\hat{O}(u, v)$ . Puisque la fonction filtre  $H(u, v)$  n'est pas symétrique, les pixels de l'image  $O$  sont à valeurs complexes. En calculant le module de cette image, on obtient directement l'amplitude des ondes sinusoïdales présentes dans l'image d'origine qui correspondent à la fréquence  $(u_0, v_0)$  sélectionnée. Les zones obtenues sont donc relativement homogènes. Par comparaison, si un filtre symétrique avait été utilisé, le résultat aurait été une image à valeurs réelles contenant les ondulations ; une étape supplémentaire de détection de crêtes aurait alors été nécessaire. La figure 2.16 montre l'exemple de filtres de Gabor asymétrique et symétrique, centrés sur un pic d'amplitude dans le spectre de Fourier d'une image de synthèse.

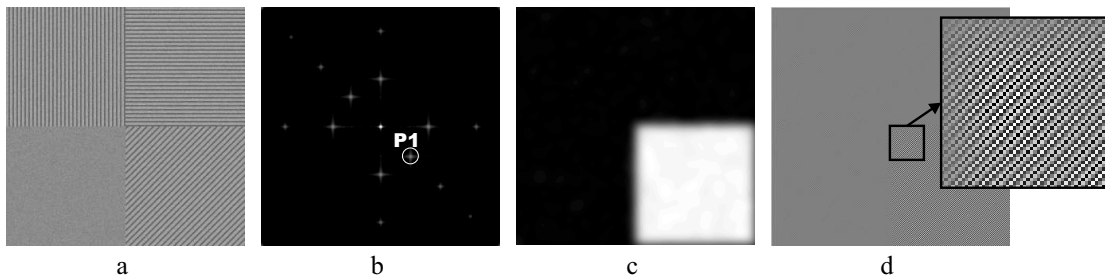


FIG. 2.16: *Utilisation du filtre de Gabor.* a) image d'origine, b) spectre de Fourier dans lequel un pic d'amplitude est sélectionné, c) module de l'image complexe issue du filtre de Gabor asymétrique, d) image issue d'un filtre symétrique (les valeurs étant signées, le zéro est représenté par un niveau de gris moyen).

Les zones de l'espace qui correspondent aux fréquences sélectionnées avec le filtre asymétrique apparaissent très claires par rapport au reste de l'image ; ce filtrage se révèle donc très efficace pour la segmentation d'objets à texture périodique. Un simple seuillage peut alors être appliqué à l'image filtrée pour retrouver les contours des objets détectés, le choix de la valeur du seuil n'étant pas critique. Chaque objet est supposé contenir un motif périodique orienté de fréquence  $(u_0, v_0)$  donnée par le centre du filtre de Gabor. De façon à détecter chacun des objets dans l'image, les filtres de Gabor sont utilisés dans un processus récursif.

### *Implémentation du processus récursif*

Le processus de filtrage doit être appliqué sur des images de taille limitée (*e.g.*  $500 \times 500$  pixels) à la fois pour des raisons de temps de calcul et pour obtenir un spectre de Fourier exploitable, avec un minimum de confusion de pics. Par conséquent, un maillage est construit lors du traitement de larges images (*e.g.*  $5\,000 \times 5\,000$  pixels). Dans ce cas, la taille des sous-images issues du maillage permet l'utilisation d'une fenêtre de Hanning. Cependant, un recouvrement significatif de ces sous-images est nécessaire pour compenser la réduction du contraste près des bords. La procédure suivante est alors utilisée pour chaque sous-image du maillage :

1. **Recherche du plus fort pic d'amplitude** : le spectre de Fourier de la sous-image est calculé et le maximum d'amplitude est sélectionné dans un anneau correspondant aux fréquences étudiées (par exemple, dans le cas de la vigne, les fréquences correspondant à des largeurs interrang spécifiques de la zone d'étude) ;
2. **Filtrage** : un filtre de Gabor centré sur ce pic est appliqué, suivi du calcul de la transformée de Fourier inverse. Une segmentation par simple seuillage permet alors d'obtenir un objet binaire dont le contour est extrait sous forme de polygone. Pour chaque objet détecté :
  - (a) Si l'objet binaire résultant touche un bord de la sous-image : une nouvelle sous-image est construite autour de cet objet (avec une marge spécifiée) et le processus complet est réitéré. Par ce biais, nous sommes certains de récupérer l'objet complet en une ou plusieurs itérations.
  - (b) Si l'objet binaire résultant a été totalement détecté : la TF est recalculée seulement sur l'objet pour que seul son pic d'amplitude apparaisse dans le spectre de Fourier. On obtient alors des caractéristiques précises de la direction et de la fréquence de la texture. L'objet est ensuite listé et éliminé de l'image d'origine par mise à zéro de ses pixels de façon à supprimer sa réponse dans le domaine fréquentiel et détecter les pics suivants.
3. Le processus est réitéré depuis l'étape 1 et s'arrête quand le pic sélectionné correspond à un objet de trop petite taille (paramètre utilisateur).

De ces différentes étapes apparaît que le même schéma de filtrage et d'analyse est appliqué plusieurs fois, soit à partir d'une sous-image initiale, soit à partir de l'objet binaire courant, en construisant une nouvelle sous-image autour de lui. De plus, le nombre d'itérations n'est pas prévisible : la sous-image issue d'un objet binaire peut elle aussi générer l'apparition d'un nombre indéterminé de nouveaux objets. Pour cette raison, une implémentation récursive est particulièrement adaptée. La fonction de base, partant d'un objet binaire, inclut la création de la sous-image, le filtrage de Gabor et l'analyse des objets. C'est cette dernière étape qui génère un nouvel appel à la fonction si un objet touche un bord de la sous-image courante. Cette fonction récursive est schématisée dans la figure 2.17. Elle est initialement appliquée aux objets "virtuels" issus du maillage de l'image et donc considérés comme incomplets.

Dans cette méthode, la segmentation est effectuée au fur et à mesure de la détection des objets. Au contraire, les deux méthodes qui utilisent une fenêtre glissante fournissent des résultats au niveau des pixels qui nécessitent une étape de segmentation *a posteriori*. Celle-ci fait l'objet de la section suivante.

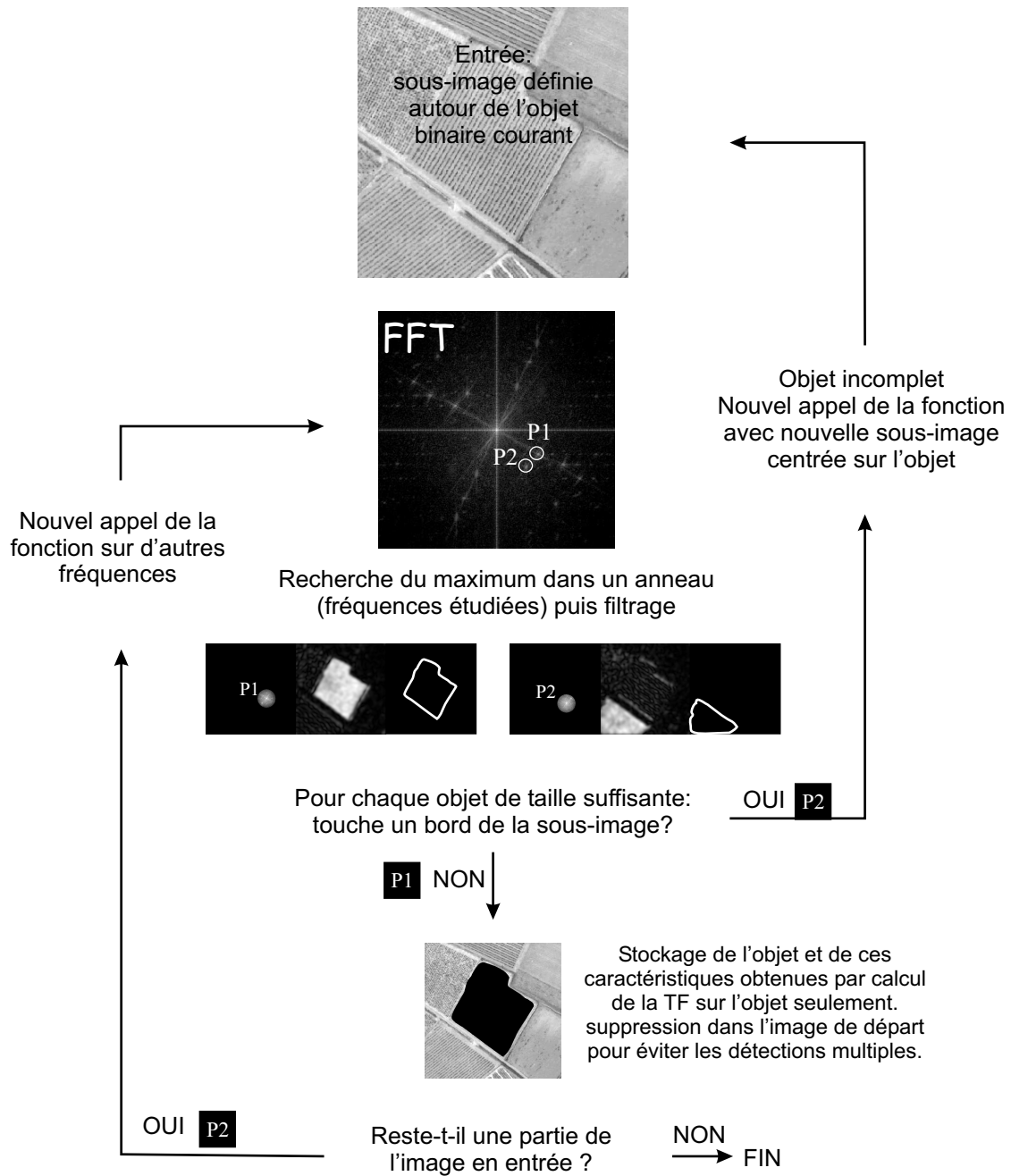


FIG. 2.17: *Schéma de la fonction récursive de la méthode Filtrage de Gabor Itératif.* La procédure s'arrête quand l'objet segmenté est de trop petite taille.

## 2.3 Segmentation

Les deux premières méthodes décrites dans ce chapitre (Indice Contraste Orienté et Transformée de Fourier Locale) réalisent une analyse texturale sur fenêtre glissante. Contrairement à la méthode Filtrage de Gabor Itératif, elles n'effectuent pas une segmentation au fur et à mesure de la détection des objets, mais fournissent des informations au niveau des pixels sur toute l'image. Par conséquent, une étape supplémentaire de segmentation est nécessaire pour obtenir les contours des objets sous forme de polygones.

La segmentation est l'un des thèmes de recherche les plus courants en traitement d'image et le nombre de méthodes ne cesse de croître : fusion de région (*e.g.* Horowitz et Pavlidis 1974), diffusion anisotropique (*e.g.* Perona et Malik 1990) algorithmes de watershed (*e.g.* Hagyard et al. 1996, Lin et al. 2006), contours actifs ou “snakes” (Kass et al. 1988), contours géodésiques (Caselles et al. 1997), modèles déformables (*e.g.* Jain et al. [1998]), chaînes de Markov (*e.g.* Van Lieshout 1995, Garcin et al. 2001, Deng et Clausi 2005), algorithmes génétiques (Holland 1975, Goldberg 1989), filtrages (*e.g.* Aykut et al. 2004) utilisation de logiciels orientés objets tels que eCognition (*e.g.* Lathrop et al. 2006)...

Des méthodes plus simples (telles que le seuillage) peuvent être utilisées lorsque les objets à extraire présentent des valeurs suffisamment homogènes et différentes de leur environnement. Dans le cas des méthodes ICO et TFL, l'analyse effectuée au niveau des pixels constitue un pré-traitement de l'image qui va permettre de créer un “Indice Motif Orienté”, élevé au niveau des objets dont la texture est orientée et périodique (section 2.3.1). Ceci permettra d'utiliser une simple procédure de courbes de niveaux en deux ou trois étapes pour segmenter des régions déjà homogènes (section 2.3.2). On présente en dernière section de ce chapitre le calcul d'un indice de qualité de la segmentation, sans connaissance *a priori* du contour réel des objets, qui permettra de signaler d'éventuelles erreurs à l'utilisateur.

### 2.3.1 Indice Motif Orienté

Pour chacune des deux approches sur fenêtre glissante, un Indice Motif Orienté (IMO) est défini à partir des résultats de détection et caractérisation obtenus au niveau des pixels. Plusieurs combinaisons, linéaires ou non, ont été testées dans le but de trouver un indice homogène, pouvant dissocier les motifs périodiques des motifs quelconques sans nécessiter de fixer un seuil par apprentissage (ce qui était le cas dans Delenne et al. 2006b où une classification des pixels était effectuée à partir de l'ICO<sub>max</sub> ou du maximum d'amplitude du spectre de Fourier). Les meilleurs résultats sont obtenus en utilisant une multiplication.

Dans le cas de la méthode ICO, l'indice maximum (ICO<sub>max</sub>) est combiné à la caractéristique de direction de la façon suivante, pour chaque pixel  $p$  :

$$IMO(p) = (ICO_{\max}(p) \cdot h_{C_\theta}(p))^2 \quad (2.17)$$

où  $C_\theta$  est la classe de direction déterminée par les directions de calcul de l'ICO<sub>max</sub> et avec  $h$  définie par :

$$h_F(p) = 1 - \text{var}(F(p)) \quad (2.18)$$

où  $\text{var}(F(p))$  désigne la variance de  $F$  calculée sur une fenêtre glissante de taille  $3 \times 3$  centrée sur  $p$ . Cette variance, normée par la valeur maximale obtenue sur l'ensemble des pixels, est proche de 1 lorsque l'on est en présence d'un motif quelconque, car la direction  $y$  est très hétérogène (*cf.* figure 2.5 page 41) ; elle est proche de zéro dans le cas d'un motif orienté homogène. La fonction  $h$  est donc un coefficient de pondération de l'indice qui sera d'autant plus faible que le motif n'est pas orienté.

Pour l'analyse fréquentielle, on utilise l'image d'amplitude de la TF et les variances de direction et de la période :

$$IMO(p) = (a(p) \cdot h_\theta(p) \cdot h_T(p))^2 \quad (2.19)$$

où  $a$  est la valeur maximale du spectre de Fourier (recherchée dans le domaine de fréquences étudié) calculé sur la fenêtre glissante centrée sur  $p$  et où  $\theta$  et  $T$  sont respectivement la direction et la période correspondantes. La figure 2.18 décrit l'équation 2.19 sous forme graphique.

Les pixels correspondant à des textures quelconques ont généralement un niveau de gris égal à zéro. L'Indice Motif Orienté permet donc de discriminer simplement les zones sur lesquelles la texture est orientée et périodique.

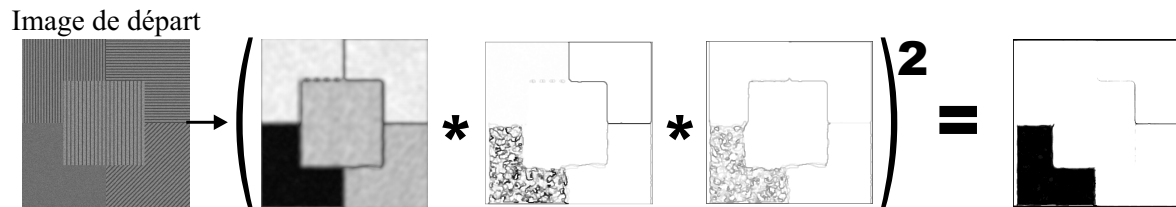


FIG. 2.18: *Calcul de l'Indice Motif Orienté.* Seuls les motifs orientés et périodiques conservent un niveau élevé.

### 2.3.2 Méthode de segmentation

La méthode de segmentation employée a été développée en IDL et utilise la procédure **CONTOUR** qui segmente l'image selon ses courbes de niveaux. Celle-ci cherche successivement chaque ligne de contour pour chacun des niveaux de gris souhaités dans l'image. Elle suit la ligne jusqu'à ce qu'elle se ferme ou qu'elle atteigne un bord de l'image. La figure 2.19 détaille la procédure sur l'exemple simple d'une image à 3 niveaux de gris. On ne conserve en résultat que les objets de taille suffisante<sup>6</sup>. On élimine également les contours inclus dans un objet car de faibles variations de contraste, de direction ou de période conduisent parfois à plusieurs contours dans un même objet. De même, si un objet est flou dans l'image, il peut être segmenté plusieurs fois.

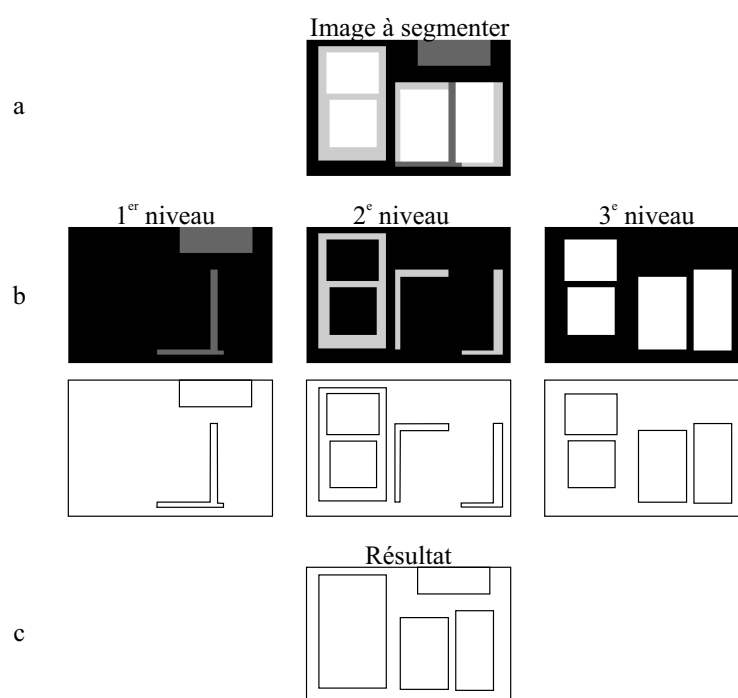


FIG. 2.19: *Utilisation de la procédure CONTOUR. a) image à segmenter ; b) segmentation successive de chaque niveau de gris ; c) résultat après élimination des objets trop petits ou inclus dans un autre objet.*

On applique cette segmentation sur chaque niveau de gris de l'image de l'IMO ainsi que des images de la période et/ou de la direction. Pour limiter les temps de calcul, l'histogramme de l'image de l'IMO est préalablement étalé de façon à conserver une dizaine de niveaux de gris seulement.

La procédure suivante est alors appliquée :

1. **Segmentation de l'image de l'IMO** : sépare les objets à texture orientée et périodique du reste de l'image. À cette étape, des objets proches spatialement

<sup>6</sup>La taille minimale d'un objet est un paramètre utilisateur.

sont généralement regroupés. Cependant, si leurs caractéristiques de direction et/ou de période sont différentes, elles peuvent être utilisées pour séparer ces objets. On utilise donc la segmentation de l'IMO comme masque que l'on applique à l'image de direction.

2. **Segmentation de l'image de la direction masquée** : les objets n'ayant pas la même direction (ou classe de direction) sont séparés. Dans le cas de l'approche fréquentielle, cette segmentation est à son tour utilisée comme masque appliqué à l'image de la période.
3. **Segmentation de l'image de la période masquée** : les objets n'ayant pas la même période sont séparés.

Ainsi, chaque objet segmenté aura *a priori* des caractéristiques différentes. La figure 2.20 présente la méthode de segmentation appliquée à une image de synthèse dans le cas de la méthode TFL. Après la segmentation, les caractéristiques de direction et de période de chaque objet peuvent être estimées de façon plus précise en calculant la transformée de Fourier sur tout l'objet.

### 2.3.3 Critères de qualité “*a priori*”

Afin de pouvoir signaler à l'utilisateur d'éventuelles erreurs de segmentation, on peut définir un indice de qualité *a priori* des parcelles segmentées. Puisque les contours réels de l'objet détecté ne sont pas connus, cet indice est basé sur des critères de forme<sup>7</sup>, tels que l'aire de l'objet (équation 2.20), sa compacité (équation 2.21), son aire par rapport à celle de sa boîte englobante (équation 2.22) ou le nombre de ses sommets (équation 2.23) :

$$C_1 = A \quad (2.20)$$

$$C_2 = A/p^2 \quad (2.21)$$

$$C_3 = A/A_b \quad (2.22)$$

$$C_4 = N_s \quad (2.23)$$

avec  $A$  l'aire de l'objet,  $p$  son périmètre,  $A_b$  l'aire de sa boîte englobante et  $N_s$  le nombre de ses sommets.

La valeur de l'IMO pour les méthodes ICO ou TFL ou la valeur  $a$  du pic dans le spectre de Fourier pour la méthode FGI peuvent également être des indicateurs de qualité :

$$C_5 = a \text{ ou } IMO \quad (2.24)$$

La logique floue (Zadeh 1965) peut alors être utilisée de façon élémentaire pour combiner ces critères sans leur fixer de bornes strictes. Par exemple, si l'on peut dire

---

<sup>7</sup>Critères adaptés en fonction de la forme des objets recherchés.

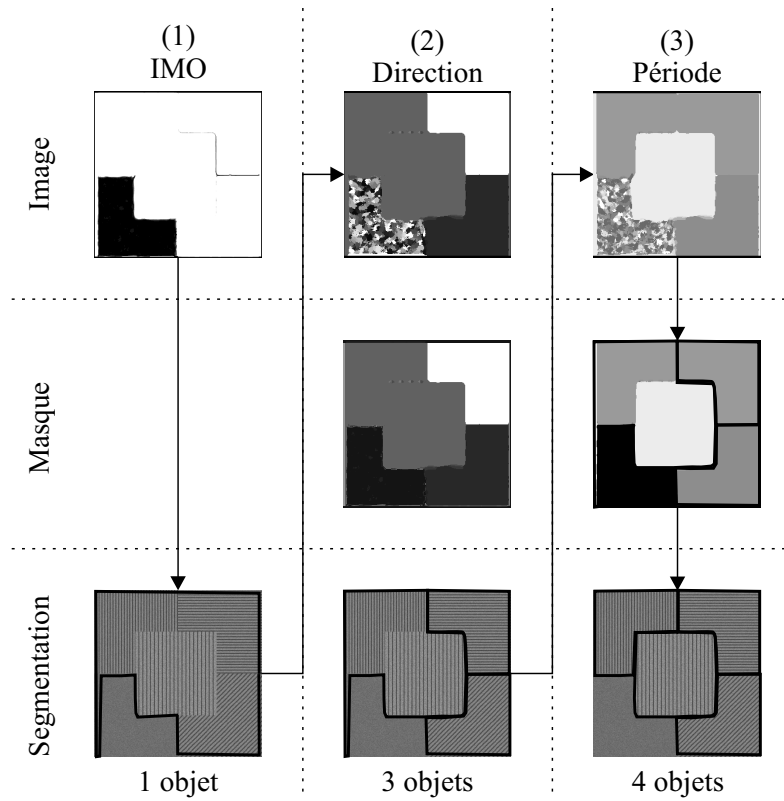


FIG. 2.20: *Processus de segmentation en trois étapes.* 1) Segmentation de l'image d'indice motif orienté qui sert de masque pour l'image de la période ; 2) segmentation de l'image de l'orientation masquée qui sert de masque pour l'image de la période ; 3) segmentation de l'image de la période. L'ordre des deux dernières segmentations n'a pas d'importance.

que l'aire d'une parcelle cultivée a plus de chance d'être égale à 2 ha que 0, 1 ha, on peut difficilement fixer une valeur unique pour définir la taille minimale d'une parcelle. On peut alors dire que 0 ha ne peut pas être l'aire d'une parcelle (possibilité égale à 0 %) ; que 2 ha peut être l'aire d'une parcelle (possibilité égale à 100 %) et définir une fonction croissante entre les deux (par exemple 1 ha peut être l'aire d'une parcelle à 50 %). La fonction d'appartenance de chaque critère est alors composée d'un seul sous-ensemble flou, de la forme d'un trapèze ou d'un demi-trapèze (figure 2.21).

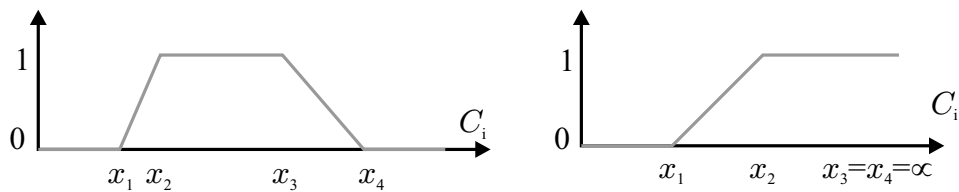


FIG. 2.21: *Sous ensembles flous.*

Lorsque cette fonction est égale à un, cela signifie que, du point de vue du critère



correspondant, l'appartenance de l'objet à la classe recherchée est tout à fait possible. Les valeurs obtenues pour chaque critère peuvent alors être combinées pour donner un critère global de qualité *a priori*, défini entre zéro et un. Plus celui-ci sera proche de zéro plus les contours détectés auront un risque d'être erronés. Les fonctions d'agrégation des critères peuvent être, par exemple :

- min : tous les critères doivent être vérifiés (à plus de  $\alpha$  % fixé) pour que l'objet soit considéré comme appartenant à la classe recherchée ;
- max : au moins un critère doit être vérifié ;
- moyenne : l'objet est considéré comme appartenant à la classe recherchée si, en moyenne, les critères sont vérifiés.

Dans les trois fonctions citées, les critères ont tous le même poids. La fonction *max* n'est pas adaptée dans notre cas car un seul critère ne suffit pas à définir un objet. L'avantage de la fonction *moyenne* par rapport à la fonction *min* est qu'elle permet d'exprimer le fait que si un critère n'est pas vérifié, il peut être compensé par un autre : tous les critères sont importants, mais il n'est pas nécessaire que tous soient vérifiés en même temps.

## Conclusion

L'objectif des méthodes présentées dans ce chapitre était la détection dans une image, d'objets dont la texture est orientée et périodique. Ceci sans connaissance *a priori* de la position et de l'orientation des objets dans l'image.

Trois méthodes ont été développées à partir d'outils d'analyse texturale déjà éprouvés dans d'autres applications. La principale originalité de ces approches réside dans le fait qu'elles fournissent les contours des objets sous forme de polygones (objets vectoriels et non en pixels). Leur avantage conséquent est qu'elles ne nécessitent en entrée que l'image à segmenter et quelques caractéristiques des objets facilement disponibles (taille minimale et intervalle des périodes recherchées). Le paramètre principal des méthodes (taille de la fenêtre glissante ou du filtre de Gabor) pourra en outre être déduit de l'ordre de grandeur des périodes.

Les résultats obtenus sur une image de synthèse montrent que la première méthode, basée sur une analyse bidirectionnelle du contraste, permet une segmentation des objets ainsi qu'une classification de la direction de leur texture parmi quatre classes. Les deux suivantes, basées sur une analyse fréquentielle, fournissent – outre la segmentation des objets – une estimation précise de la direction et de la période de la texture.

Ces trois approches sont évaluées et comparées dans le chapitre suivant, dans le cadre de l'application à la détection des parcelles de vigne sur des images aériennes à très haute résolution spatiale.



# Chapitre 3

## Application à la détection des vignes

### Introduction

Les méthodes élaborées dans le chapitre précédent sont appliquées ici à des images aériennes à Très Haute Résolution Spatiale (THRS) de façon à comparer leur potentiel pour la détection et la segmentation des parcelles de vigne. Ce chapitre est constitué de cinq sections :

1. On présente tout d'abord une des zones d'étude de la thèse ainsi que les données de télédétection ou relevées sur le terrain.
2. On décrit ensuite le protocole expérimental avec les différents tests qui seront mis en œuvre ainsi que la méthode de validation de la segmentation.
3. Ces premiers éléments de validation permettront de mettre en évidence les avantages et inconvénients des différentes méthodes pour la segmentation des parcelles. La précision de la caractérisation de l'orientation et de la distance inter-rang sera également discutée.
4. Une analyse de sensibilité est alors menée de façon à décrire les caractéristiques optimales des données de télédétection à utiliser et en déduire des conditions de généralisation des méthodes.
5. Enfin, on présente un exemple de généralisation à la détection des vergers, ainsi que la limite de la méthode pour la détection de vignes en courbes.

## 3.1 Zone d'étude et données

### 3.1.1 Bassin versant de Roujan

Plusieurs zones d'étude ont été choisies pendant la thèse, en relation avec les projets BACCHUS et MOBHYDIC. L'une d'entre elles, définie dans le cadre du projet MOBHYDIC, a principalement été étudiée pour deux raisons :

1. des relevés terrain exhaustifs ont été effectués conjointement à une prise de vues ;
2. plusieurs données complémentaires sont disponibles sur cette zone (relevés terrains et images aériennes à différentes dates, résolutions ou bandes spectrales).

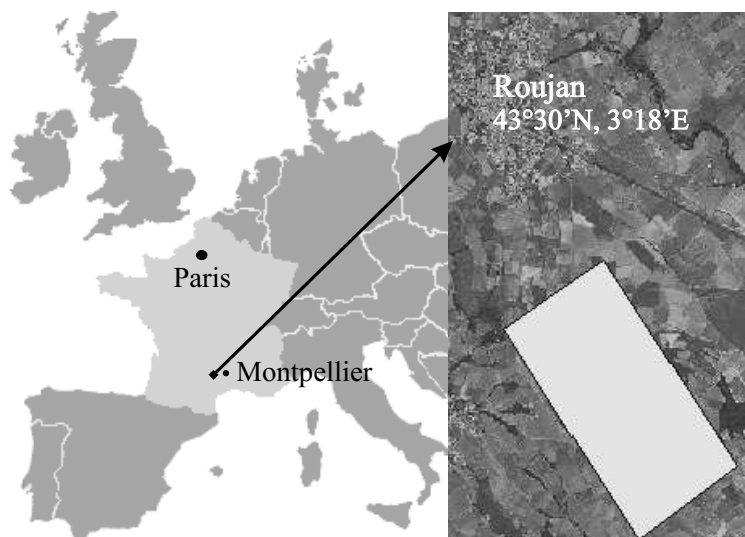


FIG. 3.1: *Localisation de la zone d'étude.* Le bassin versant de Roujan se situe en région Languedoc-Roussillon (France).

Cette zone d'étude est située dans le bassin versant de La Peyne (11 000 ha) en région Languedoc-Roussillon (figure 3.1). Elle est constituée d'un extrait de 200 ha environ, contenant le bassin versant élémentaire de Roujan (34). Celui-ci est l'un des bassins versants de référence du service d'observation en réseau utilisé pour la recherche en hydrologie, créé par le Groupe d'Intérêts Publics Hydrosystème (GIPH). Il est étudié par des équipes de l'INRA<sup>1</sup> depuis 1992. Malgré une tendance à la baisse, la culture de la vigne est largement prédominante. Elle représente en juin 2005, 70 % des 163 parcelles de la zone d'étude pour une surface de 77 ha. Ce site est fortement anthropisé avec un réseau de fossés dense, des versants aménagés en terrassettes, etc. La mécanisation intensive de la monoculture de la vigne depuis quelques dizaines d'années, a été mise en cause par les professionnels de la filière pour expliquer les baisses de rendements qui

<sup>1</sup>Institut National de la Recherche Agronomique.

ont été observées sur certaines parcelles viticoles en plaine heraultaise (Coulouma et Lagacherie 2006). L'intensification des systèmes de culture s'accompagne à présent de forts processus d'érosion, de pollution des eaux par les produits de traitement agricole et d'une déprise de certains terroirs à valeur agricole réduite (Andrieux 2006, Voltz et al. 2006).

### 3.1.2 Images aériennes

Les données qui serviront à l'évaluation et la comparaison des méthodes ont été acquises sur la zone d'étude de Roujan le 08 juin 2005. À cette date, la végétation était suffisamment développée pour être visible sur les images aériennes mais pas trop, pour que le sol entre les rangs reste également visible. De ce fait, un bon contraste peut être observé dans les motifs périodiques résultant des modes de plantation de la vigne.

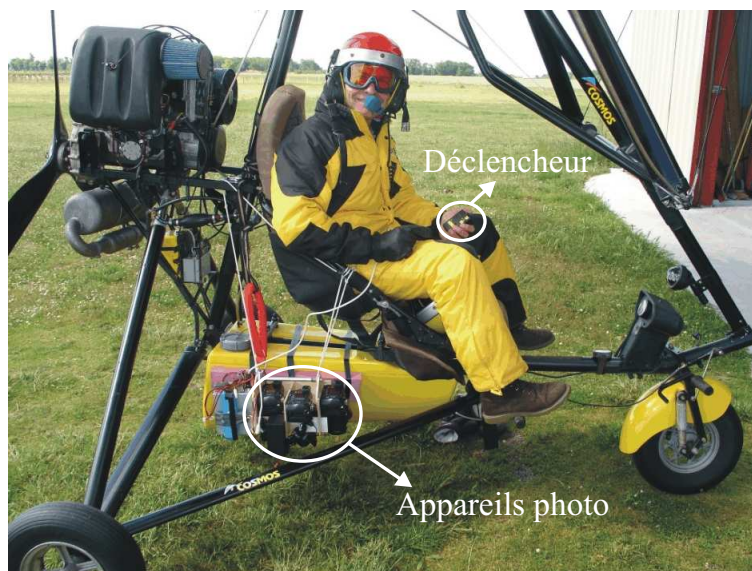


FIG. 3.2: *Prise de vue par ULM.*

Les images brutes ont été fournies par la société l'Avion Jaune. Un appareil photo numérique (SONY DSC-P150) a été utilisé à bord d'un Ultra Léger Motorisé (figure 3.2) pour acquérir des images en couleurs naturelles (Rouge, Vert, Bleu). Celles-ci ont alors été géoréférencées<sup>2</sup> et mosaïquées<sup>3</sup> à l'aide des logiciels ArcGis (ESRI) et ERDAS Imagine (Leica Geosystem). L'image de référence utilisée est une ortho-photographie<sup>4</sup> à 0,5 m de résolution spatiale, acquise en 2002 sur la même zone par la société Geolas

<sup>2</sup>Géoréférencement : opération qui consiste à attribuer à un ensemble de points d'une image les coordonnées géographiques permettant de définir sa position par rapport à un système de référence.

<sup>3</sup>Mosaïque : Ensemble d'images qui se chevauchent et dont les bords ont été mis en correspondance de façon à obtenir une représentation imagée continue.

<sup>4</sup>Photographie aérienne qui corrige les déformations liées à la rotondité de la Terre, à l'inclinaison des prises de vues et au relief du terrain.

Consulting. La figure 3.3 montre un extrait de l'image obtenue à une résolution spatiale d'environ 0,3 m.



FIG. 3.3: *Extrait de la zone d'étude. Image en couleurs naturelles à 30 cm de résolution.*

Deux autres images, disponibles sur une même partie de la zone d'étude, serviront à étudier l'influence des données utilisées sur les résultats de segmentation. L'une est l'ortho-photographie qui a servi de référence pour le géoréférencement, l'autre est un extrait de Hérault' *Millième*®<sup>5</sup>, produit de la société Gaia Mapping. Le tableau 3.1 récapitule les caractéristiques des trois images. Seule la prise de vue de juin 2005 a été accompagnée d'une campagne de relevés sur le terrain qui permettra une validation rigoureuse. Pour les autres, la validation se fera donc par photo-interprétation<sup>5</sup>.

### 3.1.3 Relevés terrain

Afin de valider et comparer les résultats de détection des parcelles de vigne, fournis par les différentes approches décrites dans la partie 2, une campagne de relevés terrain a été effectuée la veille et le jour de la prise de vue de juin 2005. Une photographie de

<sup>5</sup>Interprétation visuelle des photographies, appuyée par l'expérience de l'interprète et sa connaissance des objets étudiés.

<i>Société</i>	L'Avion Jaune	Geolas Consulting	GAIA Mapping
<i>Résolution spatiale</i>	0,3 m	0,5 m	0,25 m
<i>Bandes spectrales</i>	R, V, B	PIR, R, V	R, V, B
<i>Date de prise de vue</i>	8 juin 2005	26 juin 2002	août 2005
<i>Heure approximative</i>	13 h	13 h	après midi

TAB. 3.1: *Caractéristiques des images utilisées pour la validation et les analyses de sensibilité.*

chaque parcelle a été prise au sol. Les attributs relevés et leurs différentes modalités sont :

- Pour chaque parcelle :
  - ▷ Occupation du sol : 1. vigne ; 2. verger ; 3. autre plantation d'arbres ; 4. autre culture ; 5. sol nu ; 6. végétation naturelle partiellement couvrante ; 7. végétation naturelle couvrante.
  - ▷ Structure : 1. rang (interrang  $> 20$  cm) ; 2. grille rectangulaire ; 3. grille quinconce ; 4. grille évoluant vers rang ; 5. Non organisé ; 6. autre.
  - ▷ Hétérogénéité de la parcelle : de 0 pour faible à 3 pour élevée.
- Pour les vignes :
  - ▷ Âge : 1. plantier (moins de trois ans) ; 2. jeune ; 3. adulte.
  - ▷ Hauteur et largeur approximatives des houppiers (mesures effectuées sur 5 pieds de vigne choisis successivement dans un rang).
  - ▷ Etat de l'interrang : 1. Travail mécanique ; 2. Désherbage chimique ; 3. Enherbement.
  - ▷ Alternance d'état des interrangs : 1/1. tous les interrangs sont dans le même état ; 1/2. alternance un interrang sur deux ; 2/3. alternance deux interrangs sur trois ; 3/4. alternance trois interrangs sur quatre.
- Estimation du taux de pieds manquants : 1. faible ; 2. moyen ; 3. élevé.

L'orientation des rangs ainsi que la distance interrang ont également été mesurées sur le terrain, mais de façon imprécise. En effet, l'orientation a été mesurée à  $5^\circ$  près à l'aide d'une boussole. La distance interrang n'a généralement été mesurée qu'une seule fois dans un seul interrang à l'aide d'un mètre et arrondie à 5 cm près. De plus, le géoréférencement des images peut engendrer de légères distorsions par rapport au terrain. Ces variables ont donc été mesurées de façon plus précise directement sur l'image. Pour l'orientation, la mesure a été répétée sur 10 rangs et la moyenne des valeurs obtenues a été arrondie au degré le plus proche. Pour l'interrang, une longueur a été mesurée sur toute la parcelle, perpendiculairement aux rangs, puis divisée par le nombre d'interrangs correspondants.



Toutes les informations relevées ont été introduites dans une *base de données géographique* (ArcGis) associée à un *fichier de forme* dans lequel chaque parcelle a été digitalisée manuellement (figure 3.4).

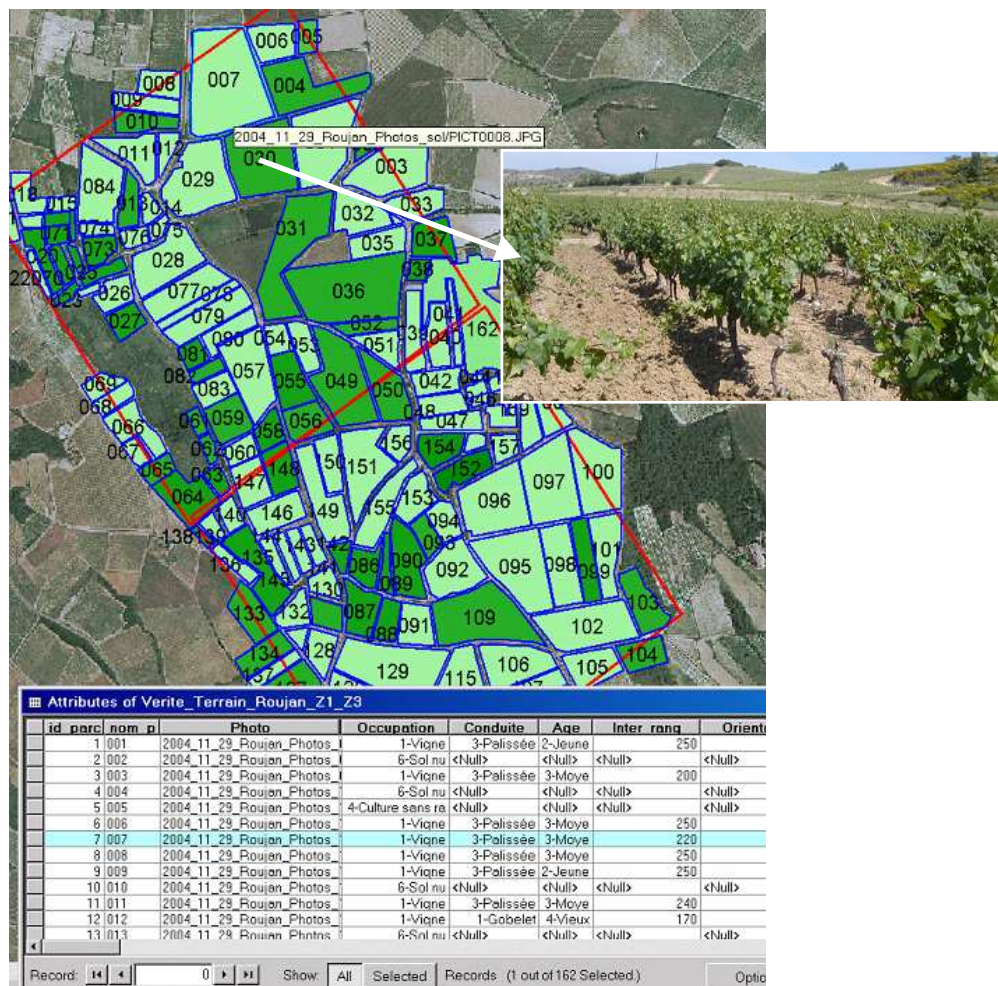


FIG. 3.4: *Base de donnée géographique de la zone d'étude.* À chaque parcelle est associé un ensemble de relevés terrain et un lien vers une photographie prise au sol.

## 3.2 Protocole expérimental

### 3.2.1 Méthode de validation par parcelle

Le principal objectif de la détection des parcelles est la détermination de leur contour sous forme de polygone. Une validation par parcelle doit donc être effectuée. Cependant, ceci pose souvent problème : que doit-on considérer comme vérité ? Quand peut-on affirmer qu'un objet est bien segmenté ? Dans le cas des vignes, qu'elle est la définition d'une parcelle ?...

Les études portant sur l'estimation de la qualité d'une segmentation sont relativement rares (*e.g.* Correia et Pereira 2003, Alonso et al. 2004, Zou et al. 2004) et considèrent la segmentation d'un seul objet : les problèmes de sur ou sous-segmentation ne sont généralement pas étudiés. Dans notre cas, étant donné le nombre de parcelles de vigne présentes sur les images et leur proximité spatiale, ces erreurs de segmentation doivent être prises en compte.

La détection des vignes se fait ici à partir des motifs périodiques induits par les rangs. En conséquence, la segmentation attendue est un polygone englobant les rangs de vigne et non la parcelle culturale avec ses fourrières<sup>6</sup> ou chemins d'exploitation en bordure. De même, le résultat ne sera *a priori* pas concordant avec les parcelles cadastrales dont le "découpage" correspond rarement à celui des parcelles cultivées. On choisit donc, comme base de validation, une segmentation manuelle qui correspond au plus petit polygone englobant les rangs de vigne. La méthode de validation est alors basée sur la comparaison entre les parcelles segmentées automatiquement et manuellement, en fonction de leur taux de recouvrement. Huit cas différents sont considérés (figure 3.5) :

1. Segmentation **correcte** : la surface commune des parcelles segmentées automatiquement et manuellement est bonne (par exemple, supérieure à 75 % de la surface de chacune des deux parcelles).
2. **Sur**-segmentation : une parcelle réelle est automatiquement segmentée en plusieurs parcelles.
3. **Sous**-segmentation : une parcelle segmentée automatiquement contient plusieurs parcelles réelles.
4. Segmentation **partielle** : seulement une partie de la parcelle réelle est détectée (recouvrement inférieur à 75 % de la parcelle réelle et supérieur à 75 % de la parcelle segmentée).
5. Segmentation **trop grande** : la parcelle automatiquement segmentée est plus grande que la parcelle réelle (recouvrement inférieur à 75 % de la parcelle segmentée et supérieur à 75 % de la parcelle réelle) mais sans déborder sur une autre parcelle (cas 8).

---

<sup>6</sup>Zones en bordures de parcelle, non cultivées pour le passage des machines agricoles.

6. Segmentation **manquante** : la parcelle réelle n'est pas détectée.
7. Segmentation **supplémentaire** : zone ne contenant pas de vigne, automatiquement segmentée comme vigne.
8. **Autres** cas, regroupant, par exemple, des parcelles à la fois sur-segmentées et partiellement segmentées.

Ce processus de validation a été implémenté de façon à être rendu automatique. Seul le comptage des parcelles supplémentaires doit être vérifié, car il s'agit parfois de parcelles de vigne présentes en bord d'image mais n'appartenant pas à la base de données terrain. La figure 3.6 montre un extrait d'image, contenant différents cas de segmentation.

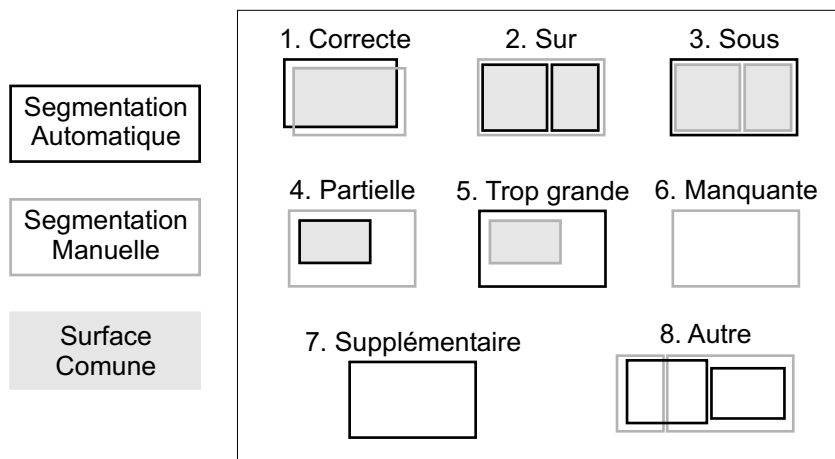


FIG. 3.5: *Différentes configurations des résultats de segmentation.*

### 3.2.2 Description des différents tests effectués

On décrit ici les différents tests qui vont être effectués, dans un premier temps pour comparer les méthodes, puis pour étudier plus particulièrement l'une d'entre elles et l'influence des données et paramètres sur les résultats.

#### *Comparaison des méthodes*

L'intérêt du traitement d'image est de développer des approches faciles à mettre en œuvre, pouvant être appliquées à des données aisément disponibles. Pour effectuer la comparaison des méthodes décrites dans le chapitre 2, on utilise donc l'image de juin 2005 en couleurs naturelles et dégradée à une résolution de 0,5 m. Ces caractéristiques correspondent à celles de la BD-ortho<sup>©</sup> de l'IGN, ortho-photographie disponible sur toute la France et mise à jour régulièrement.

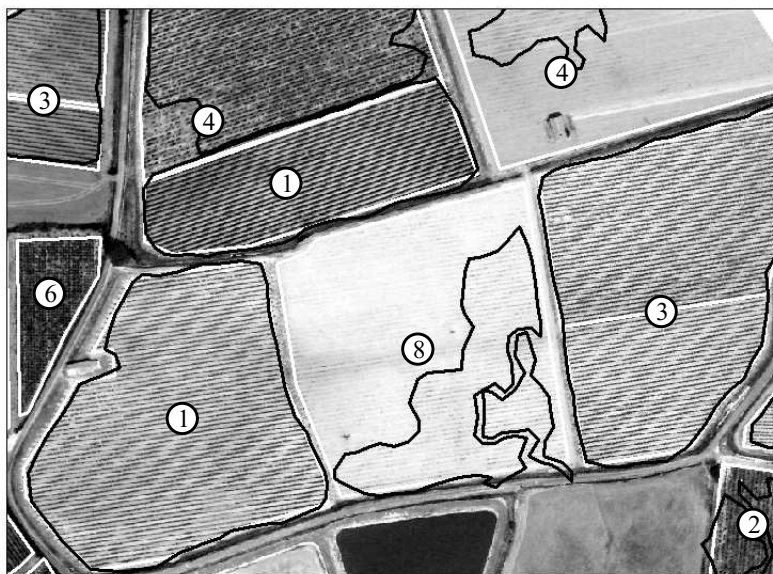


FIG. 3.6: *Exemples de résultats de segmentation.* Les numéros correspondent aux différents cas considérés.

Une comparaison des trois bandes spectrales du visible (Rouge, Vert, Bleu) a montré que les résultats étaient toujours meilleurs dans le canal Rouge. Ceci rejoint un résultat déjà énoncé par Wassenaar et al. [2002] qui l'expliquent par le fait que le canal Rouge fournit le meilleur contraste entre la vigne et le sol, même lorsque celui-ci est enherbé. C'est donc ce canal qui sera utilisé par la suite, sauf mention contraire.

Une fenêtre glissante de taille  $30 \times 30$  m a été utilisée pour les méthodes Indice de Contraste Orienté et Transformée de Fourier Locale. La taille du filtre de Gabor est de 5 m pour la méthode Filtrage de Gabor Itératif (soit  $\sigma = 10$  pixels), ce qui correspond en fréquence à une largeur de filtre  $1/(2\pi\sigma)$  égale à 1,6 % du domaine<sup>7</sup>. Le choix de la taille de la fenêtre glissante (ou du filtre de Gabor) doit répondre à un compromis : elle doit être assez grande pour que le motif périodique soit visible (précision en fréquence) mais pas trop pour ne pas détériorer la localisation des parcelles (précision en espace). L'influence de ce choix sera évaluée par la suite.

### *Analyse de sensibilité*

L'analyse de sensibilité est menée pour la méthode Transformée de Fourier Locale. Son paramètre principal étant la taille de la fenêtre glissante, on teste son influence en la faisant varier de 5 m à 40 m par pas de 5 m pour l'image de juin 2005 à 0,5 m de résolution.

On teste ensuite l'influence des données sur les résultats de segmentation de façon à déterminer les caractéristiques optimales pour la détection et la caractérisation des

<sup>7</sup>Le domaine en fréquence de la TF est  $[-0,5; 0,5]$  pixels<sup>-1</sup>, il a donc une taille de 1 pixel<sup>-1</sup>.

vignes. La description de ces caractéristiques, indépendamment de la problématique vigne, permettra une généralisation facile de la méthode à d'autres applications.

On étudie :

**La résolution de l'image :** on utilise l'image de juin 2005, en faisant varier sa résolution de 0,3 m (le plus précis possible) à 1 m par pas de 0,1 m.

**Les bandes spectrales :** L'image de juin 2005 n'ayant pas de proche infrarouge, on utilise l'image de juin 2002 de façon à comparer les résultats obtenus avec les canaux rouge, proche infrarouge et avec l'indice de végétation NDVI (équation 1.1 page 29).

**La date de prise de vue :** On traite de l'importance de la date de prise de vue pour que le motif périodique soit le plus contrasté possible, en prenant l'exemple de l'image d'août 2005.

**L'heure de prise de vue :** On traite de l'importance de l'heure de prise de vue dont dépend la présence d'ombres portées.

L'analyse détaillée des temps de calcul n'a pas été effectuée car la rapidité d'exécution du programme ne constitue pas une priorité et des optimisations sont possibles. Certains temps sont toutefois évoqués et commentés.

Les résultats sont présentés sous forme de tableaux contenant le nombre de parcelles pour chacun des cas de segmentation décrits dans la méthode de validation. La surface en vigne détectée est donnée en complément de cette classification. Elle est calculée à partir de l'intersection de la segmentation automatique avec la vérité terrain. Les nombres correspondant aux meilleurs résultats sont mis en caractère gras.

### 3.3 Comparaison des trois approches

On compare ici les résultats obtenus par les trois approches décrites dans la partie 2, dans le cas de la détection et la caractérisation des vignes sur une image aérienne à très haute résolution spatiale.

#### 3.3.1 Segmentation

Le tableau 3.2 donne les résultats obtenus par les trois méthodes selon les différents cas de segmentation considérés. Bien qu'elle omette deux parcelles en moins que la méthode Filtrage de Gabor Itératif, la méthode ICO, d'analyse texturale par cooccurrence, fournit des résultats inférieurs à ceux des méthodes basées sur l'analyse fréquentielle, que ce soit en terme de surface (34 ha contre 47 ha) ou de parcelles bien segmentées (seulement 11).

<i>Segmentation</i>	<i>Méthode</i>		
	<i>ICO</i>	<i>TFL</i>	<i>FGI</i>
<b>1. Correcte</b>	11 (9,7 %)	26 (22,8 %)	<b>41</b> (36,0 %)
<b>2. Sur</b>	0	1 (0,9 %)	1 (0,9 %)
<b>3. Sous</b>	6 (5,0 %)	11 (10,0 %)	20 (17,6 %)
<b>4. Partielle</b>	11 (9,7 %)	44 (38,5 %)	<b>3</b> (2,7 %)
<b>5. Trop grande</b>	5 (4,5 %)	1 (0,9 %)	3 (2,7 %)
<b>6. Manquante</b>	<b>37</b> (32,5 %)	<b>23</b> (20 %)	39 (34 %)
<b>7. Supplémentaire</b>	0	0	2
<b>8. Autre</b>	44 (38,6 %)	8 (7,0 %)	<b>7</b> (6,0 %)
<b>Surface totale (ha)</b>	34,2	46,8	<b>47,0</b>

TAB. 3.2: *Résultats des trois méthodes en nombre (et pourcentage) de parcelles réelles (sauf cas 7) pour un total de 114 parcelles et 77ha. ICO : Indice Contraste Orienté ; TFL : Transformée de Fourier Locale ; FGI : Filtrage de Gabor Itératif.*

La principale cause pouvant expliquer ces résultats est le nombre de parcelles regroupées. En effet, puisque seulement 4 classes d'orientation sont définies par la méthode ICO, des parcelles ayant différentes orientations et largeurs interrang peuvent éventuellement être regroupées (voir figure 3.7a). Bien que les sous-segmentations strictes soient en nombre inférieur par rapport aux deux autres méthodes, beaucoup sont associées à une segmentation partielle ou trop grande et sont donc comptabilisées dans le cas 8 qui contient près de 40 % des parcelles réelles.

Les vignes taillées en gobelet peuvent, en théorie, constituer une autre explication à ces résultats. En effet, puisque ces vignes sont plantées en grille, selon un motif carré, l'indice Contrast calculé dans la méthode ICO est *a priori* le même dans deux

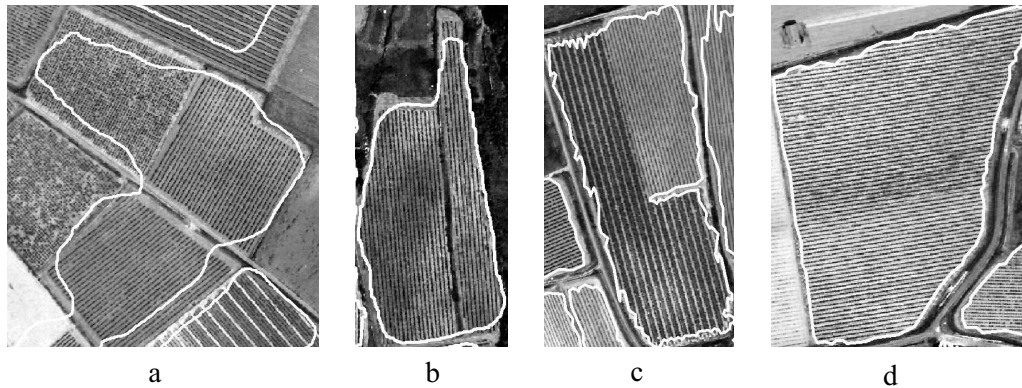


FIG. 3.7: *Exemples de parcelles sous-segmentées. a) Méthode ICO, des parcelles n'ayant pas la même orientation ou distance interrang peuvent être regroupées ; b) Parcelles séparées par un fossé (TFL) ; c) différenciées par l'entretien des interrangs (TFL) ; d) différenciées par leur âge, non visible sur l'image aérienne (FGI).*

directions perpendiculaires (à moins que la vigne ne soit taillée ou travaillée dans une direction particulière). Il sera donc beaucoup plus faible que pour une vigne palissée. Cette théorie ne peut être validée dans le cas présent car les résultats obtenus sur ces parcelles par les méthodes fréquentielles sont à peine meilleurs : sur 20 parcelles plantées en grille présentes dans la zone d'étude, 12 ne sont pas détectées par la méthode ICO contre 10 pour les deux autres méthodes ; 1 est bien segmentée contre 5 pour la méthode FGI et 0 pour la méthode TFL qui en détecte cependant 10 de façon partielle. Pour valider cette hypothèse, un test a donc été effectué sur un extrait d'image en panchromatique et à 70 cm de résolution, acquise par le satellite Quickbird dans la région de Castilla La Mancha (Espagne). Beaucoup de vignes y sont plantées en grille mais avec des espacements de l'ordre de 3 m. La figure 3.8 montre la comparaison des résultats obtenus par les méthodes ICO et TFL. Non seulement, la méthode ICO ne détecte pas les vignes en gobelet, mais puisqu'elle ne prend pas en compte la période du motif, elle détecte des morceaux de route, objets à textures orientées mais non périodiques.

Les résultats des deux méthodes d'analyse fréquentielle sont comparables en terme de surface totale détectée avec 46,8 et 47 hectares respectivement. Cependant, ils sont différemment répartis dans les 8 cas considérés, en particulier concernant le nombre de parcelles correctes, partielles et manquantes. La méthode TFL détecte plus de parcelles que la méthode FGI (avec respectivement 20 % et 34 % de parcelles manquantes). Mais beaucoup de ces parcelles sont partiellement détectées (38,5 % contre seulement 2,7 % pour la méthode FGI) et, par conséquent, moins de parcelles sont correctement segmentées (22,8 % contre 36 %).

Pour ces deux méthodes (contrairement à la méthode ICO) les parcelles sous-segmentées ont le même écartement interrang et la même orientation des rangs. Elles sont généralement séparées par un chemin d'exploitation étroit ou un fossé (figure 3.7b). Certaines ne sont pas séparées du tout et se différencient seulement par l'entretien des interrangs (figure 3.7c) ou par des caractéristiques non visibles sur l'image aérienne,

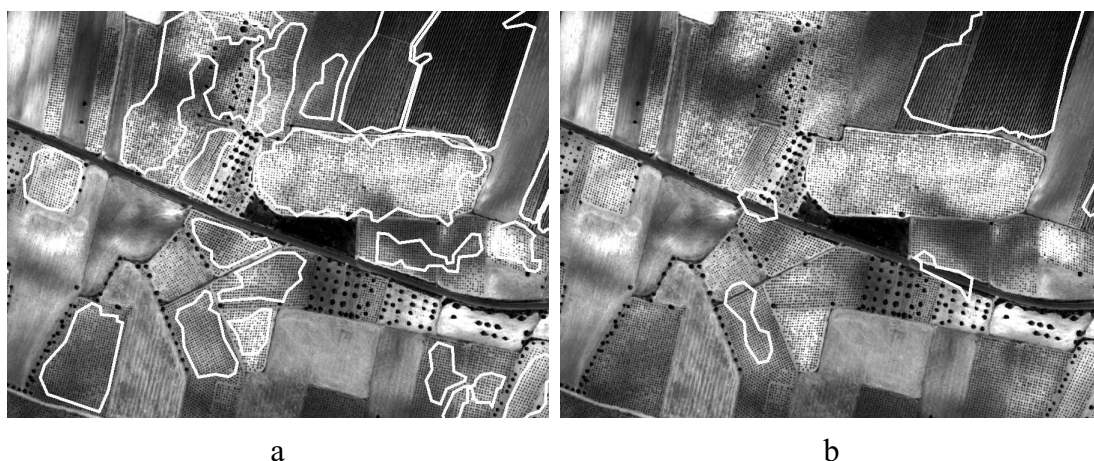


FIG. 3.8: *Exemples de détection de gobelets dans la région de Castilla La Mancha en Espagne. a) Méthode TFL ; b) méthode ICO. La méthode de contraste orienté ne détecte qu'une seule parcelle en grille et de façon partielle. Elle segmente en outre deux morceaux de route. Les résultats de segmentation de la méthode TFL sont relativement bons malgré de fortes variations de couleur dans l'image.*

telle que la hauteur ou l'âge de la vigne (figure 3.7d). Ces parcelles ne peuvent donc pas être différenciées par des méthodes basées sur la fréquence du motif seulement.

Les sur-segmentations sont dues à une hétérogénéité dans la parcelle ou à une caractérisation imprécise de l'orientation ou de la distance interrang. Les parcelles purement sur-segmentées sont rares (figure 3.9a) car ce type de segmentation est généralement associé à une segmentation partielle ; elles sont donc comptabilisées dans le cas 8 (figure 3.9b et c).

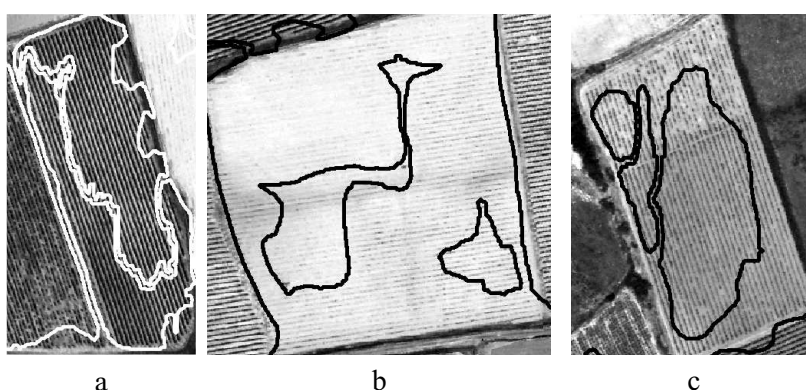


FIG. 3.9: *Exemples de parcelles sur-segmentées. a) les deux parcelles résultant de la segmentation recouvrent la parcelle réelle, b) et c) sur-segmentation associée à une segmentation partielle (cas 8).*

Le nombre de parcelles manquantes pour les deux méthodes d'analyse fréquentielle reste relativement élevé. Cependant, il a généralement une explication triviale. Les



principales causes de non détection sont liées à l'âge, la largeur interrang et à la taille de la parcelle. Les tableaux 3.3 et 3.4 donnent le nombre de parcelles non détectées et bien segmentées dans les catégories "jeune", "étroite" (pour interrang étroit) et "petites".

	<i>Jeune (14)</i>	<i>Étroite (11)</i>	<i>Petite (5)</i>	<i>Autre (84)</i>	<i>Total (114)</i>
<b>ICO</b>	8 (57 %)	5 (45 %)	3 (60 %)	21 (25 %)	37 (32 %)
<b>TFL</b>	4 (29 %)	5 (45 %)	5 (100 %)	9 (11 %)	23 (20 %)
<b>FGI</b>	11 (79 %)	5 (45 %)	4 (80 %)	19 (23 %)	39 (34 %)

TAB. 3.3: *Nombre (et pourcentage) de parcelles manquantes par catégories.* Le nombre total par catégorie est indiqué entre parenthèses. Une seule parcelle est à la fois petite et d'interrang étroit (classe "étroite") ; elle est comptabilisée dans la classe "petite".

	<i>Jeune (14)</i>	<i>Étroite (11)</i>	<i>Petite (5)</i>	<i>Autre (84)</i>	<i>Total (114)</i>
<b>ICO</b>	1 (7 %)	1 (9 %)	0	9 (11 %)	11 (9,7 %)
<b>TFL</b>	0	0	0	26 (31 %)	26 (22,8 %)
<b>FGI</b>	1 (7 %)	5 (45 %)	0	35 (42 %)	41 (36,0 %)

TAB. 3.4: *Nombre (et pourcentage) de parcelles bien segmentées par catégories.* Le nombre total par catégorie est indiqué entre parenthèses. Une seule parcelle est à la fois petite et d'interrang étroit (classe "étroite") ; elle est comptabilisée dans la classe "petite".

- Les vignes trop jeunes (typiquement de moins de trois ans) ont une végétation trop peu développée pour être visible sur l'image aérienne (figure 3.10a). Seule la méthode TFL détecte une majorité de jeunes vignes, mais jamais de façon correcte.
- La largeur interrang peut être caractéristique de la mécanisation de la vigne ; en effet, une largeur inférieure à 1,6 ou 1,7 m ne permet pas le passage d'une machine à vendanger ou d'un tracteur. Les vignes correspondantes sont donc entretenues manuellement et sont généralement plantées en gobelet sans être guidées par des fils ou taillées dans une direction privilégiée. La végétation se développe donc librement au dessus de l'interrang, ce qui réduit considérablement la visibilité du sol entre les rangs et donc le contraste dans le motif périodique. Ce phénomène est bien sur aggravé par la largeur interrang elle-même, qui est proche de la limite de détection, liée à la résolution de l'image. De plus, les vignes travaillées manuellement sont généralement âgées, petites et parfois mal entretenues (voir figure 3.10b).
- Les parcelles considérées comme "petites" dans les tableaux 3.3 et 3.4 ont une surface inférieure à 0,1 ha, taille considérée dans les calculs comme surface minimale pour une parcelle de vigne. Certaines sont détectées par les méthodes ICO et/ou FGI mais de façon plus large (cas de segmentation N°5).

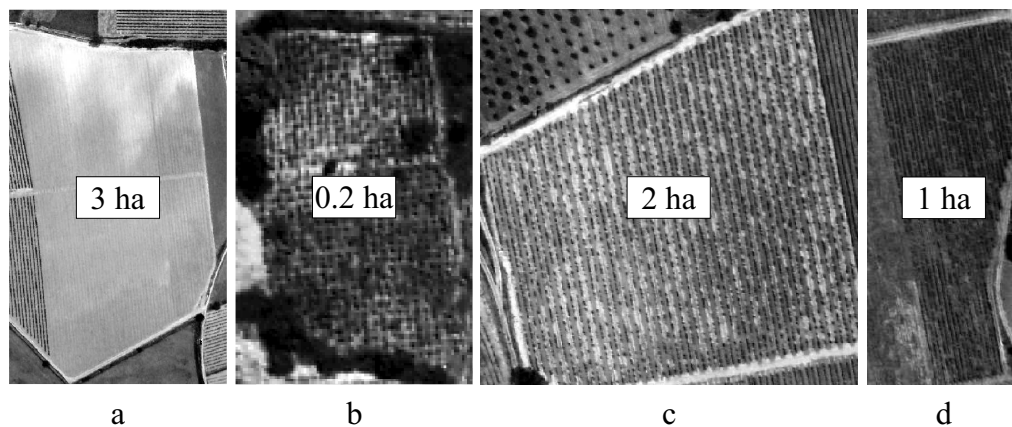


FIG. 3.10: *Exemples de parcelles non détectées.* a) parcelle de moins de trois ans (plantier) ; b) interrang inférieur à 1,70 m ; c) nombre très élevé de pieds manquants et alternance d'entretien un interrang sur deux ; d) parcelle enherbée.

Ces trois catégories représentent 26 % des parcelles de la zone d'étude mais 43 % des parcelles non détectées pour la méthode ICO, 61 % pour TFL et 51 % pour FGI. Par conséquent, lorsqu'elles ne sont pas prises en compte, le taux de parcelles non détectées chute pour toutes les méthodes. Il passe d'environ 32 % à 25 % pour ICO, 20 % à 11 % pour TFL et 34 % à 23 % pour FGI.

D'autres causes de non détection peuvent être :

- un grand nombre de pieds manquants (figure 3.10c) ;
- des interrangs enherbés (figure 3.10d) ;
- une mauvaise qualité d'image (due à un couvert nuageux par exemple)...

entraînant une baisse importante du contraste dans le motif périodique et donc, de l'indice motif orienté ou de l'amplitude du pic du spectre de Fourier.

Seule la méthode FGI détecte deux "fausses" parcelles. Celles-ci sont situées sur des routes, mais sont de petites tailles (moins de 1 200 m<sup>2</sup>) et de forme inadéquate. Ces parcelles pourront donc facilement être éliminées, ou signalées à l'utilisateur grâce à l'indice de qualité *a priori*, défini en section 2.3.3 page 58. Celui-ci permet, en effet, de donner une indication sur la qualité de segmentation d'une parcelle, sans connaître la vérité terrain. Il est basé sur une combinaison de critères de forme et de surface ainsi que sur la valeur de l'indice motif orienté (IMO) pour les méthodes ICO et TFL ou du pic d'amplitude dans le spectre de Fourier pour la méthode FGI.

La moitié des parcelles correctement segmentées ont un indice qualité maximal (égal à 1) et les autres ont un indice supérieur à 0,8, sauf une dont l'indice est égal à 0,68. Celle-ci, bien qu'étant correctement segmentée du point de vue du recouvrement avec la parcelle réelle, a une forme qui laisse supposer une erreur (figure 3.11a). Les

parcelles n'ayant pas un indice élevé ont toutes un défaut de segmentation (exemple figure 3.11b). Par contre, l'inverse n'est pas toujours vrai ; en effet, les parcelles partiellement segmentées, par exemple, peuvent avoir une forme tout à fait correcte (exemple figure 3.11c). De même, les sous-segmentation ont généralement des indices qualité élevés. Cet indice permet donc de détecter automatiquement les problèmes de forme de parcelle, mais ne peut évidemment pas détecter tous les types d'erreur.

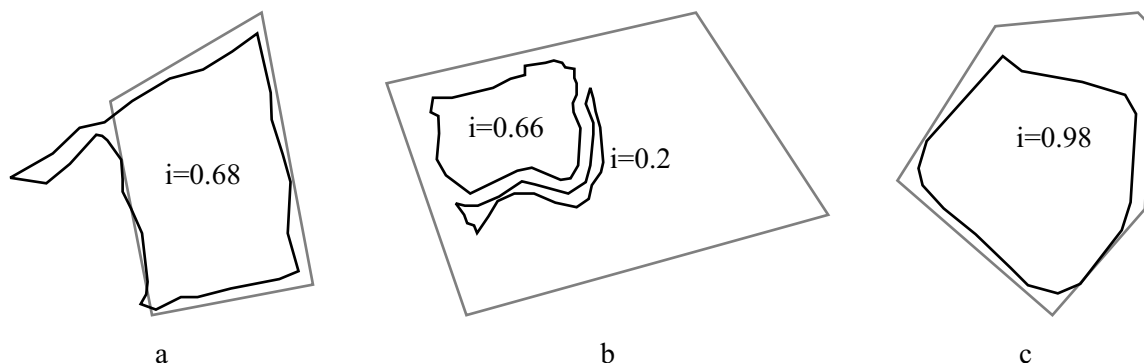


FIG. 3.11: **Exemple d'indice de qualité.** En noir : parcelle segmentée, en gris : parcelle réelle. Un indice de qualité faible peut être dû à un problème de forme ou à une valeur faible de l'indice motif orienté ou de l'amplitude du maximum du spectre de Fourier.

### 3.3.2 Caractérisation de l'orientation et de la distance inter-rang

En ce qui concerne la caractérisation éventuelle des parcelles, la méthode ICO ne permet qu'une classification de l'orientation des rangs parmi quatre classes. Par contre, comme on l'a vu dans le chapitre 2.2 page 43, l'analyse fréquentielle fournit une caractérisation précise de l'orientation et de la période du motif grâce à la position du pic dans le spectre de Fourier. Dans le cas des vignes ceci correspond à la caractérisation de l'orientation des rangs et de la distance interrang. Les figures 3.12 et 3.13 comparent les caractéristiques estimées au niveau de la parcelle segmentée par la méthode TFL<sup>8</sup> à celles mesurées sur l'image.

Concernant l'orientation, on peut voir que les estimations et les mesures sont presque identiques. Le coefficient de régression  $R^2$  est quasiment égal à 1. La moyenne des différences  $\bar{\Delta}$  (en valeur absolue) entre les valeurs mesurées sur l'image et calculées par la méthode est inférieure à  $1^\circ$ . De plus, un calcul sur les parcelles non segmentées par la méthode (tracées manuellement) montre que seule une d'entre elles présente un écart important entre les deux valeurs (presque  $30^\circ$ ). Il s'agit d'une vigne taillée en gobelet, de  $1\,400\text{ m}^2$ , présentant beaucoup de pieds manquants (figure 3.14a).

<sup>8</sup>Les calculs étant fait au niveau de la parcelle entière, ces résultats sont équivalents à ceux obtenus par la méthode Filtrage de Gabor Itératif.

Des écarts plus importants sont observés pour les mesures de la distance interrang. Le coefficient  $R^2$  est un peu plus faible et la moyenne des différences entre les valeurs mesurées et calculées est de  $\bar{\Delta} = 3,3$  cm. Outre quatre parcelles, dont la distance interrang n'a pas pu être mesurée manuellement, une seule parcelle non détectée présente un écart important entre l'estimation sur l'image et par la méthode (50 cm). Il s'agit d'une vigne taillée en gobelet dont la majorité des pieds sont manquants (figure 3.14b).

D'après les résultats annoncés par Wassenaar et al. [2002], une résolution deux fois plus élevée (0,25 m) permet une estimation au moins deux fois plus précise de la distance interrang ( $\bar{\Delta} = 1,6$  cm). Par contre, l'estimation de l'orientation n'est pas meilleure ( $\bar{\Delta} = 1,2^\circ$ ).

Les écarts observés sont d'autant plus élevés que la parcelle est petite. La figure 3.15 donne les différences entre les distances interrang mesurées sur l'image et calculées à partir de la transformée de Fourier, en fonction de l'aire de la parcelle. On voit nettement que plus la parcelle est grande plus les deux valeurs sont rapprochées. Mais l'imprécision peut aussi bien venir de la mesure manuelle que de la méthode :

- La mesure sur l'image est faite sur la totalité des rangs au pixel près soit dans notre cas, à environ 0,5 m près. Prenons l'exemple d'une petite parcelle de la zone (moins de 1 200 m<sup>2</sup>) qui possède seulement 10 rangs. Une mesure de 15,5 m a été effectuée, ce qui correspond à un interrang de 1,72 m. Si la mesure avait été de 15 m ou 16 m, la valeur déterminée manuellement aurait été de 1,66 m ou 1,77 m. La précision n'est donc que de l'ordre de 5 cm.
- En ce qui concerne la valeur calculée par la méthode, l'estimation de la distance interrang par l'analyse fréquentielle est d'autant plus précise qu'il y a de rangs dans la parcelle. En effet, plus la parcelle est grande, plus le nombre de pixels dans l'image du spectre de Fourier est important pour un domaine de fréquence constant ( $[-0,5; 0,5]$ ) ; la résolution en fréquence est donc plus grande.

Ceci est également vrai pour l'orientation mais de façon moindre (figure 3.16), car dans le spectre de Fourier d'une image, le domaine des possibles de la fréquence est plus petit que celui de l'orientation. La figure 3.17 schématise ces domaines pour un spectre de Fourier de  $15 \times 15$  pixels.

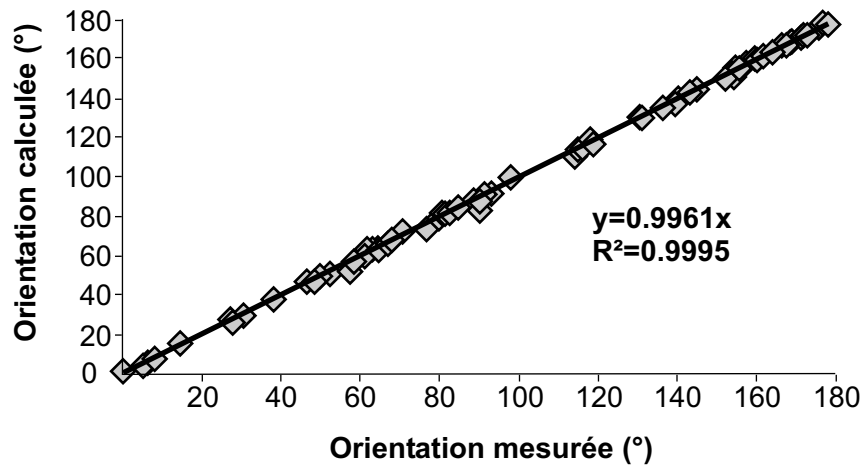


FIG. 3.12: Résultats de caractérisation de l'orientation par analyse fréquentielle au niveau de la parcelle segmentée par la méthode TFL.

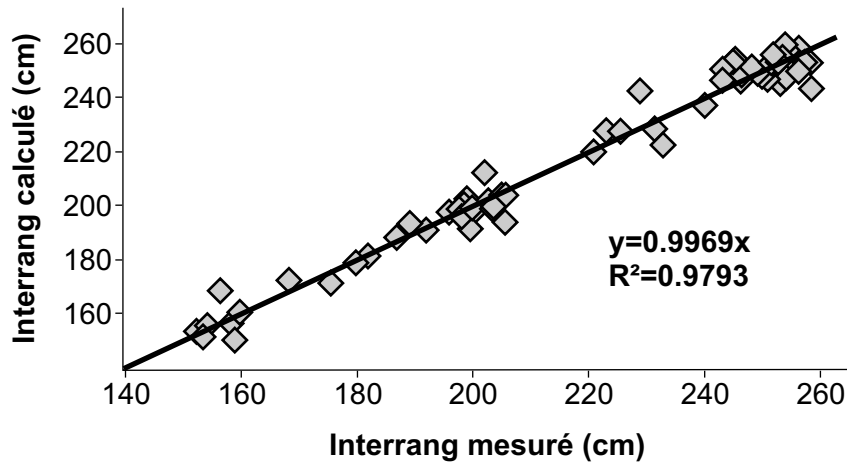


FIG. 3.13: Résultats de caractérisation de la distance interrang par analyse fréquentielle au niveau de la parcelle segmentée par la méthode TFL.

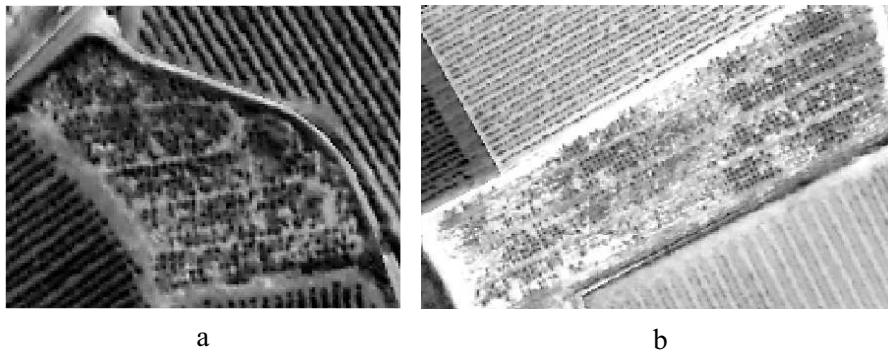


FIG. 3.14: Exemples de parcelles dont l'orientation (a) ou la distance interrang (b) a mal été caractérisée (la distance interrang de la première parcelle n'a pas pu être mesurée sur l'image).

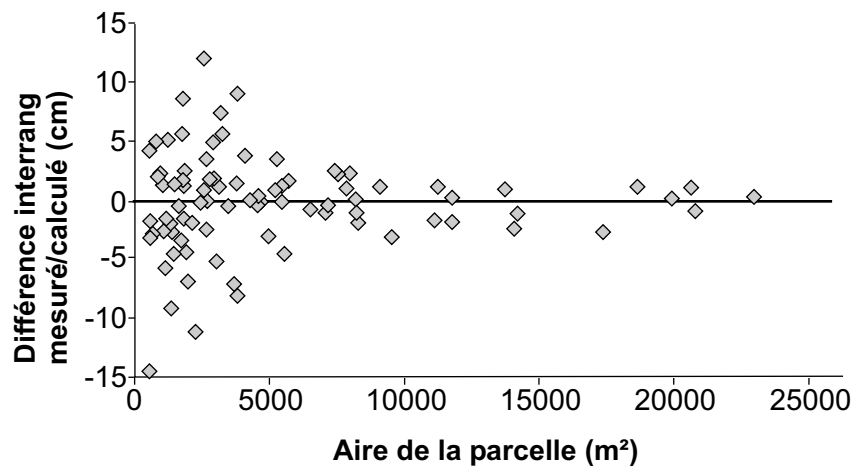


FIG. 3.15: *Écarts entre les valeurs de distance interrang mesurées sur l'image et calculées à l'aide de la transformée de Fourier en fonction de l'aire de la parcelle segmentée par la méthode TFL.*

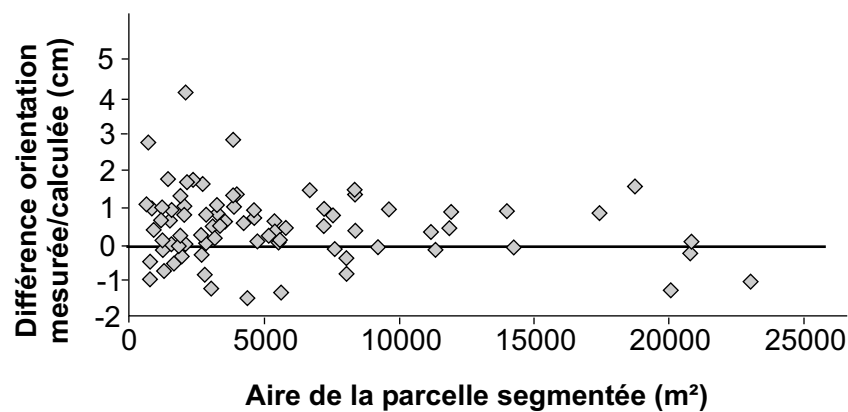


FIG. 3.16: *Écarts entre les valeurs de d'orientation mesurées sur l'image et calculées à l'aide de la transformée de Fourier en fonction de l'aire de la parcelle segmentée par la méthode TFL.*

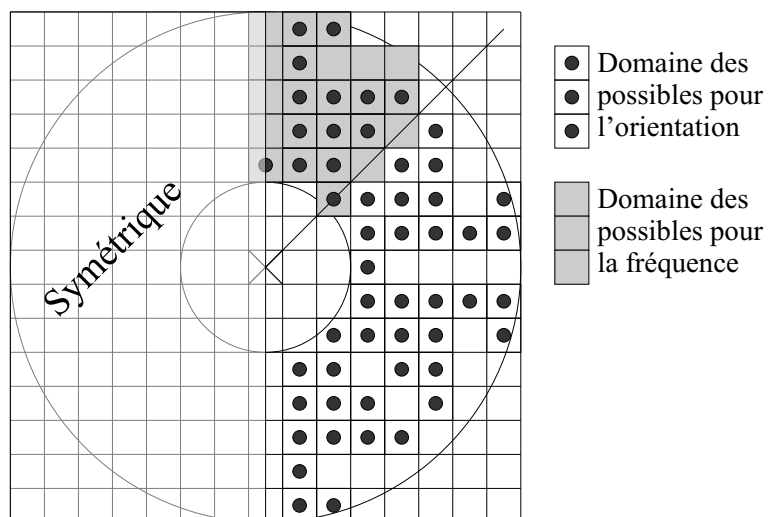


FIG. 3.17: *Domaines des possibles pour l'orientation et la fréquence (donc période) dans le spectre de Fourier. Le nombre d'orientations possibles est environ 2,4 fois plus important que celui des fréquences. Ce ratio tend à augmenter avec la taille de l'image ; il est compris entre 8 et 9 pour des images de plus de 100×100 pixels.*

### 3.3.3 Bilan

En conclusion de cette section sur la comparaison des différentes approches développées, on retiendra que la méthode ICO est moins bien adaptée à la détection des motifs orientés et périodiques que l'analyse fréquentielle, car elle ne prend pas en compte la périodicité de la texture.

Les méthodes d'analyse fréquentielle détectent toutes les deux 61 % de la surface en vigne. Le nombre de parcelles manquantes pour ces deux approches est relativement élevé avec 20 % pour la méthode TFL et 34 % pour FGI. Cependant, les erreurs sont généralement liées à une faible visibilité du motif périodique dans l'image. En effet, si l'on ne considère que les vignes adultes (plus de 3 ans), potentiellement mécanisées (largeur interrang supérieure à 1,7 m) et de surface raisonnable (supérieure à 0,1 ha) ce taux chute à 11 % pour TFL et à 23 % pour FGI. De plus, une image acquise dans de meilleures conditions (date, résolution...), ou la combinaison de plusieurs informations (dates, bandes spectrales...) pourra certainement permettre une amélioration de ces résultats.

Cependant, bien qu'imparfaits, ces résultats de segmentation restent particulièrement intéressants dans le cadre du projet de recherche MOBHYDIC. Le découpage parcellaire produit est une donnée essentielle pour la segmentation de l'espace sur laquelle s'appuient les modèles hydrologiques distribués.

L'analyse fréquentielle fournit également une estimation précise de l'orientation des rangs (moins d'un degré de différence moyenne avec la mesure sur l'image) et de la distance interrang (3,3 cm de différence moyenne avec la mesure sur l'image). L'intérêt de ces caractéristiques est de pouvoir estimer, d'une part, les directions d'écoulement et d'autre part, l'éventualité d'un travail mécanique (liée à la possibilité de passage d'un tracteur entre les rangs) – ce facteur étant un élément prépondérant pour déterminer l'infiltrabilité des sols.

Bien que leur segmentation soit généralement moins bonne, le nombre total de parcelles détectées avec la méthode TFL est supérieur à celui de la méthode FGI. Le cœur des parcelles étant bien détecté, des traitements *a posteriori* (tels que la détection des rangs) pourront éventuellement permettre de meilleurs résultats par cette méthode. C'est donc celle-ci qui sera utilisée par la suite pour les analyses de sensibilité aux données. Le paramètre principal de cette méthode étant la taille de la fenêtre glissante, on étudiera également son influence.



## 3.4 Analyse de sensibilité

### 3.4.1 Influence de la taille de la fenêtre glissante

Le tableau 3.5 montre les résultats de segmentation obtenus par la méthode TFL en fonction de la taille de la fenêtre glissante, sur l'image de juin 2005 à 0,5 cm de résolution spatiale. Bien que le plus grand nombre de segmentations correctes (cas 1) soit obtenu avec une fenêtre de taille  $20 \times 20$  m, les meilleurs résultats, que ce soit en surface totale détectée ou en nombre de parcelles manquantes sont obtenus pour une fenêtre glissante de taille  $30 \times 30$  m (ou 61 pixels pour avoir un nombre de pixels impair). La diminution de qualité des résultats pour une fenêtre plus grande peut s'expliquer par le fait que l'on perd de la précision dans le domaine spatial. En bord de parcelles, plusieurs motifs deviennent visibles simultanément et de façon importante ; ceci diminue relativement la contribution de la parcelle au spectre de Fourier et donc le maximum d'amplitude. On ne peut pas être aussi précis que l'on souhaite à la fois en espace et en fréquence.

On privilégie le nombre de parcelles détectées par rapport à la qualité de la segmentation. En effet, si des améliorations peuvent éventuellement être apportées sur les parcelles mal segmentées, aucun post-traitement ne permettra de retrouver des parcelles non détectées. On utilisera donc pour tous les calculs suivants (sauf mention contraire) une fenêtre de taille  $30 \times 30$  m. Ceci correspond dans la zone d'étude à un nombre de rangs de vigne dans la fenêtre compris entre 12 et 19.

Bien sur, plus la fenêtre glissante est grande, plus les temps de calcul sont importants. Ils ne sont pas pour autant prohibitifs et on verra par la suite un moyen de les réduire.

<i>Segmentation</i>	<i>Taille de la fenêtre (m)</i>							
	<b>5</b>	<b>10</b>	<b>15</b>	<b>20</b>	<b>25</b>	<b>30</b>	<b>35</b>	<b>40</b>
<b>1. Correcte</b>	15	28	25	<b>32</b>	24	26	26	21
<b>2. Sur</b>	1	0	0	1	2	1	4	2
<b>3. Sous</b>	6	10	14	13	10	11	11	11
<b>4. Partielle</b>	11	23	21	23	27	44	26	35
<b>5. Trop grande</b>	2	2	0	1	4	1	1	4
<b>6. Manquante</b>	73	45	49	32	36	<b>23</b>	32	29
<b>7. Supplémentaire</b>	0	0	0	0	0	0	0	0
<b>8. Autre</b>	6	6	5	12	11	8	14	12
<b>Surface (ha)</b>	23,4	36,8	38,2	43,9	43,8	<b>46,8</b>	45	44,8

TAB. 3.5: *Analyse de sensibilité à la taille de la fenêtre glissante.* Valeurs en nombre de parcelles et en surface correctement détectée, pour un total de 114 parcelles et 77 ha. Canal rouge de l'image de juin 2005 à 0,5 m de résolution.

### 3.4.2 Influence de la résolution spatiale

En théorie, d'après le théorème d'échantillonnage de Nyquist-Shannon<sup>9</sup>, pour qu'un motif périodique soit visible sur une image, la valeur maximale que peut prendre la taille d'un pixel est deux fois plus petite que la période du motif. En pratique cependant, une plus haute résolution est nécessaire pour assurer que le motif de chaque objet soit visible quelque soit sa position et son orientation dans l'image (figure 3.18).

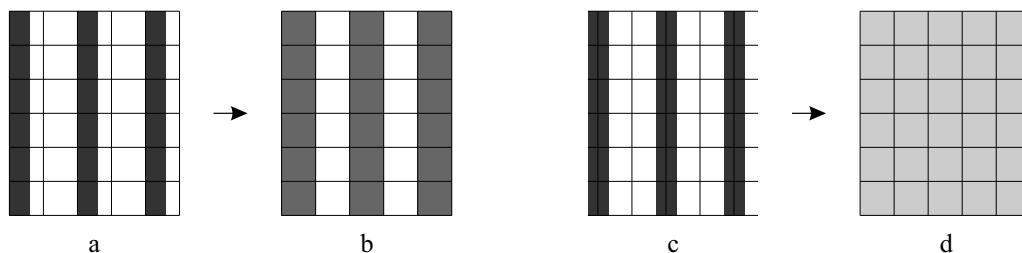


FIG. 3.18: *Influence de la position de l'objet par rapport à la prise de vue quand la taille du pixel est deux fois plus petite que la période du motif.* a) et c) positions de l'objet sur le terrain par rapport à la prise de vue ; b) et d) résultats théoriques obtenus sur l'image.

Pour que les résultats soient réellement comparables, on étudie l'influence de la résolution spatiale en utilisant la même image (celle de juin 2005) ré-échantillonnée à différentes résolutions. La méthode de ré-échantillonnage utilisée est l'interpolation bicubique. On choisit cette approche car, contrairement à celle des plus proches voisins, elle conserve les textures de l'image, en prenant en compte les 12 pixels les plus proches, par une combinaison polynomiale cubique. La résolution obtenue pour l'image de juin 2005 est 0,3 m ; on la dégrade par pas de 10 cm, jusqu'à 1 m. La figure 3.19 montre, sur un extrait d'image, l'influence de cette dégradation sur la visibilité des motifs induits par les modes de plantation de la vigne.

Les résultats obtenus selon la classification définie en section 3.2.1 page 69 sont donnés dans le tableau 3.6. Bien que le nombre de parcelles bien segmentées soit supérieur pour une résolution de 0,3 m, les meilleurs résultats en terme de quantité de parcelles et de surface détectée sont obtenus avec une résolution de 0,5 m. La figure 3.20 montre des exemples de segmentation avec les résolutions 0,3 m et 0,5 m.

Une meilleure résolution ne permet de détecter qu'une seule parcelle supplémentaire à interrang étroit. En effet, beaucoup de ces parcelles ont également des houppiers développés qui recouvrent presque totalement le sol entre les rangs. Elles sont donc difficilement détectables, même à une meilleure résolution (mais le seraient peut être à une date antérieure, à laquelle la végétation serait moins développée). De plus, sur les

<sup>9</sup>La fréquence d'échantillonnage d'un signal doit être égale ou supérieure à 2 fois la fréquence maximale contenue dans ce signal, afin de convertir ce signal d'une forme analogique à une forme numérique (voir, par exemple, Cocquerez et Philipp, 2003).

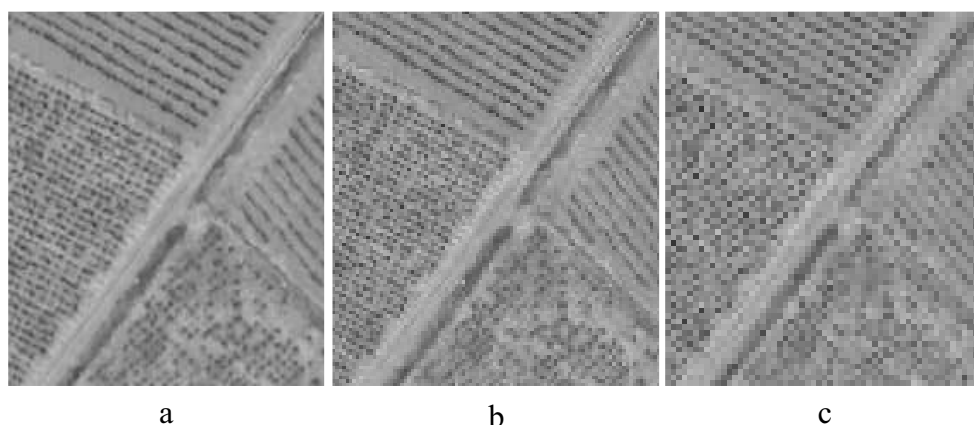


FIG. 3.19: *Zoom sur un extrait d'image à différentes résolutions. a) 0,3 cm ; b) 0,6 m ; c) 1 m.*

<i>Segmentation</i>	<i>Résolution spatiale (cm)</i>							
	<i>30</i>	<i>40</i>	<i>50</i>	<i>60</i>	<i>70</i>	<i>80</i>	<i>90</i>	<i>100</i>
<i>1. Correcte</i>	<b>29</b>	28	26	13	23	14	12	14
<i>2. Sur</i>	1	2	1	2	1	0	0	0
<i>3. Sous</i>	7	6	11	5	6	2	2	6
<i>4. Partielle</i>	31	25	<b>44</b>	32	26	30	31	28
<i>5. Trop grande</i>	3	3	1	2	2	2	1	4
<i>6. Manquante</i>	27	35	<b>23</b>	43	44	51	54	60
<i>7. Supplémentaire</i>	0	0	0	0	0	0	0	0
<i>8. Autre</i>	16	15	8	17	12	15	14	3
<i>Surface (ha)</i>	44,7	45,2	<b>46,8</b>	36,4	38,6	31,5	30,1	30,7

TAB. 3.6: *Analyse de sensibilité à la résolution spatiale de l'image. Valeurs en nombre de parcelles et en surface correctement détectée, pour un total de 114 parcelles et 77 ha. Canal rouge de l'image de juin 2005, fenêtre glissante de 30×30 m.*

six autres parcelles de ce type détectées, trois sont mieux segmentées à 0,3 m, mais les trois autres sont mieux segmentées à 0,5 m. Enfin, un seul plantier supplémentaire est segmenté partiellement. Globalement, les résultats obtenus avec ces deux résolutions sont donc presque équivalents. Les parcelles sont souvent segmentées de la même manière, mais plus de cas de sur-segmentation associée à une segmentation partielle (cas 8) surviennent à 0,3 m.

Lorsque l'on dégrade la résolution, ce sont logiquement les parcelles à interrangs étroits qui sont "éliminées" en premier. À 0,6 m, il n'en reste déjà plus que deux, segmentées partiellement. À 1 m, sur une quarantaine de parcelles ayant l'interrang inférieur à 2 m, seulement deux sont détectées (partiellement) et leur largeur interrang est surestimée.

Enfin, la taille de la fenêtre glissante est constante en mètres et vaut 30 × 30 m. Par conséquent, plus la taille du pixel sera petite (haute résolution), plus la taille

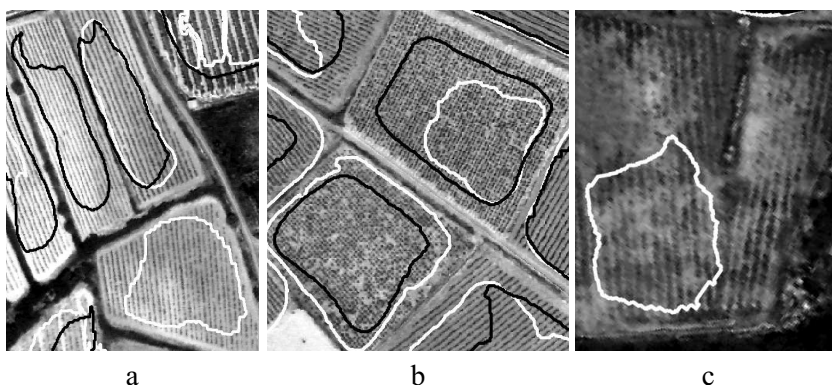


FIG. 3.20: *Exemple de segmentation avec les résolutions 0,3 m (blanc) et 0,5 m (noir). a) et b) certaines parcelles sont mieux segmentée à 0,3 m, d'autres à 0,5 m ; c) un seul plantier supplémentaire est détecté à 0,3 m.*

de la fenêtre en pixels sera grande. Ceci ajouté à l'augmentation globale du nombre de pixel de l'image, implique une augmentation très importante du temps de calcul avec la résolution spatiale. Pour l'analyse sur fenêtre glissante, ce temps est environ proportionnel à  $2N_xN_yN^2 \ln N$ , où  $N_x \times N_y$  est la taille de l'image et  $N \times N$  celle de la fenêtre après zero padding. Cette procédure de complétion de l'image par des zéro jusqu'à ce que  $N$  soit une puissance de 2 est due à l'algorithme de transformée de Fourier rapide (voir section 2.2.1 page 43). Elle conduit à des valeurs de  $N$  égale à 128 pixels pour une résolution de 0,3 m et 0,4 m, 64 pixels pour 0,5 m jusqu'à 0,9 m et 32 pixels pour une résolution de 1 m.

Le calcul pour 0,3 m a pris plus de 20 heures pour une image d'environ 15 millions de pixels, contre 5 h 30 mn pour une résolution de 0,5 m et 20 minutes pour une résolution de 1 m (image d'environ 1,3 millions de pixels). Une optimisation de la programmation est cependant certainement possible. De plus, on verra par la suite un moyen de réduire considérablement ces temps de calcul.

### 3.4.3 Influence de la bande spectrale

Parmi les trois canaux du visible (Rouge, Vert, Bleu), on a vu précédemment que le canal Rouge est celui qui permet d'obtenir les meilleurs résultats, car il fournit un meilleur contraste entre la vigne et le sol, même si celui-ci est enherbé. On souhaite à présent comparer les résultats de ce canal au proche infrarouge (PIR) et à l'indice de végétation NDVI (équation 1.1 page 29).

L'image de juin 2005 n'ayant pas de proche infrarouge, on utilise pour tester ces différentes bandes spectrales, l'image acquise en 2002 sur la même zone par Geolas Consulting. La vérité terrain n'étant pas connue à cette date, la validation se fait sur la base d'une photo-interprétation. Le nombre de parcelles de vigne à cette époque était de 127 pour une surface de 76 ha<sup>10</sup>.

<sup>10</sup>Remarque : d'après les relevés effectués sur le terrain en 2005, la surface en vigne a diminué d'un

<i>Segmentation</i>	<i>Bande spectrale</i>			<i>PIR union R</i>
	<i>PIR</i>	<i>R</i>	<i>NDVI</i>	
<b>1. Correcte</b>	20	<b>37</b>	23	<b>46</b>
<b>2. Sur</b>	3	5	4	4
<b>3. Sous</b>	15	17	15	24
<b>4. Partielle</b>	34	24	34	19
<b>5. Trop grande</b>	4	1	2	5
<b>6. Manquante</b>	38	<b>37</b>	37	<b>23</b>
<b>7. Supplémentaire</b>	3	2	3	3
<b>8. Autre</b>	13	6	12	6
<b>Surface (ha)</b>	47,3	<b>54,8</b>	51,3	<b>61,6</b>

TAB. 3.7: *Analyse de sensibilité à la bande spectrale.* Valeurs en nombre de parcelles et en surface correctement détectée, pour un total de 127 parcelles et 76 ha.

Le tableau 3.7 donne les résultats obtenus avec les bandes spectrales PIR, Rouge et le pseudo-canal NDVI.

Les meilleurs résultats sont obtenus avec le canal rouge, que ce soit en terme de segmentations correctes, de parcelles manquantes ou de surface. Mais les parcelles correctes ou manquantes ne sont pas toujours les mêmes selon les canaux. L'utilisation de l'indice de végétation n'améliore pas les résultats par rapport à ceux du canal rouge. Cependant, l'union des résultats obtenus par les canaux rouge et PIR permet une amélioration non négligeable, avec une détection de près de 7 ha supplémentaires, 9 parcelles bien segmentées en plus et 14 manquantes en moins. Plus de 80 % de la surface cultivée en vigne est alors détectée. Les parcelles dont les interrangs sont enherbés sont mieux segmentées avec le canal rouge car la présence de végétation dans l'interrang diminue le contraste dans le proche infrarouge. Au contraire, celles qui ont un interrang travaillé ou désherbé sont parfois mieux segmentées avec le canal PIR car le sol a alors une faible réflectance dans les longueurs d'onde correspondantes. La figure 3.21 montre des exemples de parcelles détectées par le canal rouge et/ou proche infrarouge.

On remarque la présence de deux ou trois parcelles détectées comme vigne sans que la photo-interprétation puisse donner une information fiable sur la nature de ces parcelles. Il ne s'agit pas dans ce cas de segmentations "irrégulières" situées sur des routes par exemple, mais bien de segmentations compactes situées dans des parcelles agricoles. L'occupation du sol dans ces zones n'apparaît pas clairement sur l'image ; il peut éventuellement s'agir de vignes plantées récemment, ou au contraire, de vignes anciennes, abandonnées ou arrachées. L'état du sol trois ans plus tard (relevés terrain) est : une jeune vigne pour une parcelle et des friches pour les deux autres.

---

seul hectare pour un nombre de parcelles réduit de 10 % en trois ans.

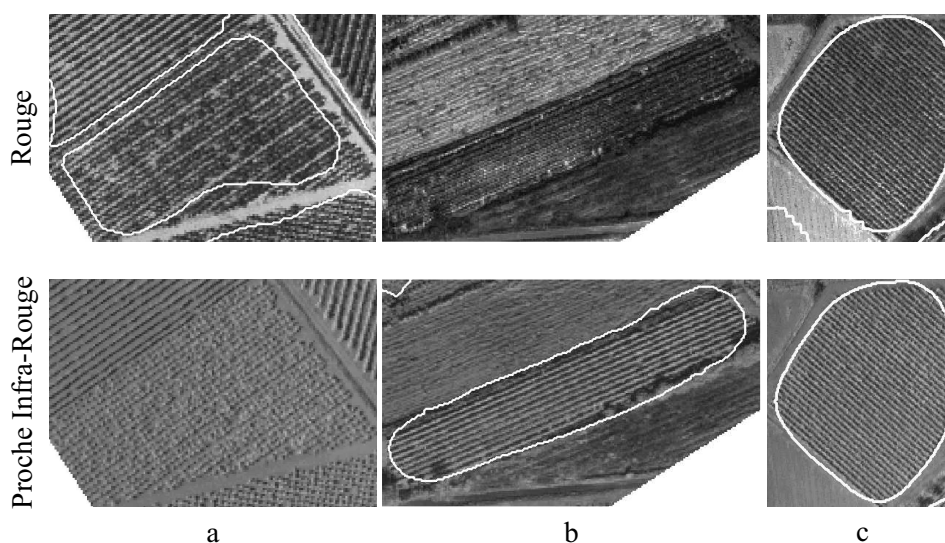


FIG. 3.21: *Exemple de détection par les canaux : a) rouge seulement ; b) proche infrarouge seulement ; c) rouge et proche infrarouge*

### 3.4.4 Influence de la date de prise de vue

Pour que le motif périodique soit bien marqué sur l'image, il est important que la végétation soit suffisamment développée mais pas trop pour ne pas recouvrir l'interrang.

On considère par exemple le canal rouge de l'image Hérault' *Millième* <sup>©</sup>, acquise au mois d'août 2005. On remarque que les vignes taillées et travaillées en rangs ont un motif bien marqué, alors que les vignes taillées en gobelet, sans fils de support et non travaillées dans une direction particulière, ont une végétation trop développée pour que le sol soit visible (figure 3.22).

Une prise de vue lors de la floraison de la vigne semble donc idéale. En Languedoc-Roussillon, celle-ci se situe généralement fin mai/début juin (légèrement variable selon les années).

### 3.4.5 Influence de la position du soleil

En télédétection, la position du soleil au moment de la prise de vue est souvent importante car elle conditionne la présence d'ombres portées. Celles-ci peuvent constituer une aide pour la détection d'objets. Par exemple, pour la recherche de houppier (Gougeon 1995) ou détection de fossés (J.S. Bailly 2006). Mais elles peuvent également être pénalisante en masquant les objets à détecter.

Pour tester l'influence de la présence d'ombre portée sur la détection des vignes, on utilise l'image de GAIA Mapping, acquise au mois d'août 2005. L'heure exacte de prise de vue de cette image n'a pas pu être obtenue. Cependant, la figure 3.23 en montre un extrait sur lequel on peut voir d'importantes ombres portées induites par un poteau téléphonique et quelques arbres.

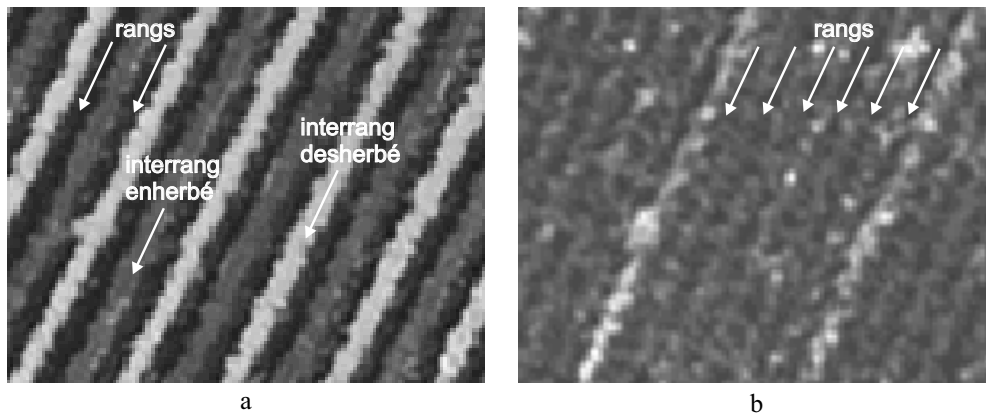


FIG. 3.22: *Influence de la date de prise de vue (image août 2005). a) la vigne taillée et palissée présente un fort contraste rang/interrang. b) la vigne en gobelet recouvre presque totalement le sol entre les rangs ; le motif périodique n'est donc plus visible et la parcelle non détectée.*

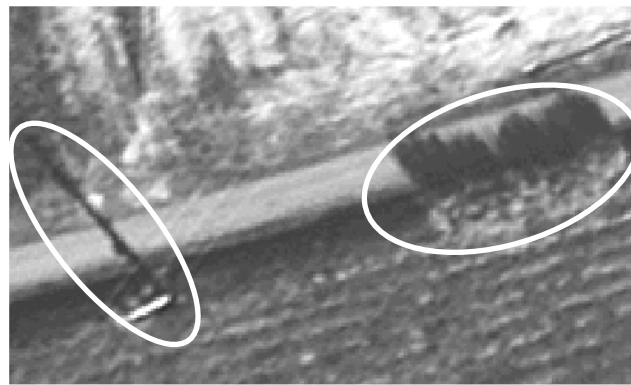


FIG. 3.23: *Influence de l'heure de prise de vue sur la présence d'ombres portées. (image de Gaia Mapping).*

Les résultats obtenus sur cette image montrent que l'ombre portée :

- gêne généralement peu la segmentation des parcelles sauf si elle recouvre totalement l'interrang, ce qui diminue considérablement le contraste dans le motif périodique (figure 3.24a).
- peut fausser la caractérisation de la distance interrang si elle induit un motif de fréquence deux fois plus élevée que celle de la vigne (figure 3.24b). Il faut cependant pour cela que l'interrang deux fois plus petit reste inclus dans le domaine de recherche.

On verra dans le chapitre suivant que l'ombre portée peut également poser problème pour la détection des rangs.

Dans l'objectif de la détection des vignes, il est donc préférable d'acquérir les données de télédétection lorsque le soleil est à son zénith, pour éviter la présence d'ombres portées.

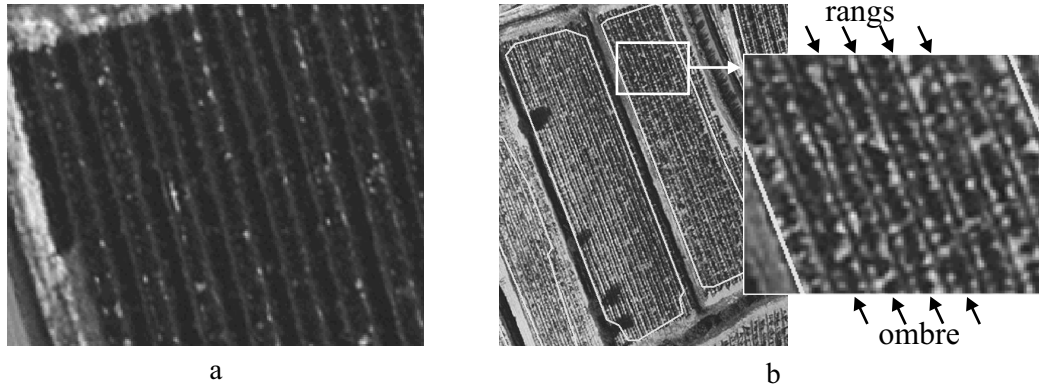


FIG. 3.24: *Influence de l'heure de prise de vue (image août 2005). a) l'ombre portée recouvre totalement l'interrang ; le motif périodique est donc peu visible et la parcelle non détectée ; b) l'ombre portée induit un motif de fréquence deux fois plus élevé que celle qui correspond aux rangs ; la segmentation de la parcelle est correcte, mais la distance interrang déterminée est deux fois plus petite.*

### 3.4.6 Bilan

Les différentes analyses de sensibilité décrites dans ce chapitre ont permis de définir des optimum pour les principales caractéristiques de la méthode ou des données. On peut alors noter que :

- dans un cas général,
  - ▷ la fenêtre glissante doit contenir de l'ordre de 15 périodes du motif à détecter (cette valeur peut être réduite si le contraste dans le motif est très bon) ;
  - ▷ la résolution spatiale doit permettre la présence de 3 à 4 pixels par période ;
- dans le cas de la détection des vignes,
  - ▷ les canaux rouge et proche infrarouge sont complémentaires mais doivent être traités séparément et non *via* l'indice de végétation NDVI ;
  - ▷ la date de prise de vue doit être telle que la végétation soit suffisamment développée pour être visible sur les images aériennes mais pas trop pour ne pas masquer le sol entre les rangs ;
  - ▷ l'heure de prise de vue doit être telle qu'il y ait un minimum d'ombres portées, également pour ne pas masquer le sol entre les rangs.

L'objectif étant, dans tous les cas, que le motif périodique soit le plus contrasté possible.



## 3.5 Exemple et limites de généralisation

### 3.5.1 Détection des vergers

On souhaite ici amorcer une généralisation de la méthode en l'appliquant à la détection de vergers sur une image satellitale. On utilise une image en panchromatique à 0,7 m de résolution, acquise par le satellite Quickbird le 3 juillet 2005 au nord de la commune de St Gilles (Gard). Les écartements interrang des vergers de cette zone sont compris entre 4 m et 8 m. Selon les résultats de l'analyse de sensibilité effectuée précédemment, on dégrade la résolution de l'image jusqu'à 1,4 m environ, pour conserver au moins 3 pixels par période.

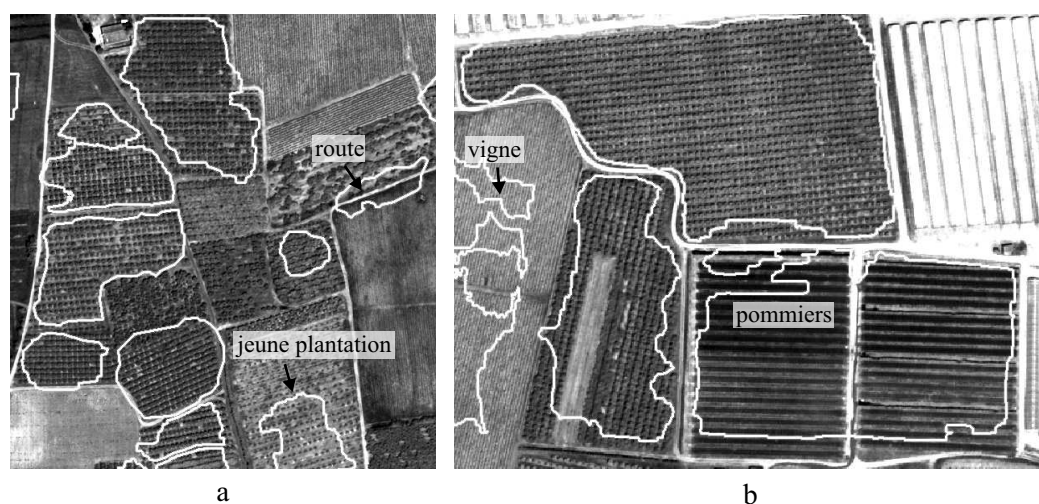


FIG. 3.25: *Exemple de détection de verger sur une image du satellite Quickbird.*

La figure 3.25 montre les résultats obtenus sur deux extraits de l'image par la méthode TFL avec une fenêtre glissante de  $60 \times 60$  m (entre 10 et 15 périodes par fenêtre). La texture des vergers apparaît ici (comme pour les vignes), en grille ou rangs. Les parcelles sont généralement bien segmentées. Les mêmes types de problème que pour les vignes peuvent être rencontrés ; en particulier : sur- ou sous-segmentation et non détection dû à un recouvrement du sol entre les rangs lorsque les houppiers des arbres se rejoignent. Deux types de sur-détection (segmentation d'objets n'étant pas des vergers) sont également rencontrés, concernant :

1. les routes dont la largeur est dans le domaine de périodes recherchées (exemple figure 3.25a) ;
2. les vignes, qui bien qu'ayant des distances interrang beaucoup plus petites que celles des vergers, peuvent induire des pics dits "harmoniques" situés parmi les fréquences recherchées dans le spectre de Fourier (même après dégradation de la résolution). Ceux-ci sont plus faibles que le pic correspondant à la fréquence

propre de la vigne, mais sont parfois assez élevés pour être détectés (Exemple figure 3.25b, à gauche).

Cependant, les “parcelles” correspondantes sont généralement très allongées et de petites tailles pour les routes et de formes inadéquates pour les vignes. Elles pourront donc être signalées par l’indice de qualité (défini en section 2.3.3 page 58).

### 3.5.2 Détection des vignes en courbe de niveau

La principale limite des méthodes développées est qu’elles doivent être appliquées à des lignes droites. Des modifications majeures devraient être apportées pour les adapter à la détection de vignes dont les rangs suivent les courbes de niveau, comme c’est le cas dans certaines régions viticoles. La figure 3.26 montre un exemple de segmentation d’une telle vigne située dans la région du Douro au nord du Portugal. Les vignes sont globalement bien détectées, mais une nouvelle parcelle est tracée à chaque fois que l’orientation change significativement.



FIG. 3.26: *Exemple de segmentation de parcelles de vignes dont les rangs suivent les courbes de niveau. Canal rouge d’une image aérienne à 0,5 m de résolution (Douro - Portugal).*

## Conclusion

Dans ce chapitre, les méthodes définies aux chapitre 3 ont été appliquées à la détection et la caractérisation des parcelles de vigne sur des images à très haute résolution spatiale. La comparaison de ces méthodes a montré une nette supériorité de l'analyse fréquentielle (méthodes TFL et FGI) sur l'utilisation bidirectionnelle du contraste (méthode ICO) qui ne prend pas en compte la périodicité du motif.

Concernant le calcul sur le canal rouge de l'image de juin 2005 à 0,5 cm de résolution, les résultats des méthodes utilisant la transformée de Fourier sont identiques en terme de surface en vigne détectée (61 %). Cependant, la méthode d'analyse sur fenêtre glissante (TFL) détecte un plus grand nombre de parcelles (20 % de parcelles manquantes contre 34 % pour FGI). Les parcelles non détectées induisent généralement un motif périodique dont le contraste est très faible sur l'image. Il s'agit de vignes jeunes, de petites tailles, mal entretenues, dont l'interrang est étroit... Si l'on ne considère que les vignes adultes, potentiellement mécanisées et de surface raisonnable, le taux de parcelles manquantes est alors de 11 % pour TFL et 23 % pour FGI.

En outre, l'utilisation conjointe des canaux rouge et proche infrarouge permet une amélioration conséquente des résultats de segmentation (14 parcelles détectées en plus dans le cas de l'image de juin 2002).

L'analyse de sensibilité à la résolution a montré que la limite du théorème de Nyquist-Shannon n'est pas suffisante pour la détection des parcelles. La présence de trois à quatre pixels (selon le recouvrement du sol par la vigne) est nécessaire pour que le sol soit visible entre les rangs et que le motif périodique soit contrasté. Cependant, une résolution trop élevée n'améliore pas les résultats tout en augmentant fortement les temps de calcul.

La date de prise de vue est également importante dans le cas de la détection des vignes, pour assurer un bon contraste dans le motif périodique. Elle doit être située au moment où la végétation est suffisamment développée pour être visible sur l'image mais pas trop, pour ne pas risquer de recouvrir le sol. Une date légèrement antérieure au mois de juin, devrait permettre de détecter les parcelles à interrangs étroits pour lesquelles les branches des ceps de vigne se rejoignent, masquant le sol entre les rangs.

L'heure d'acquisition de l'image doit être proche de midi solaire pour éviter les ombres portées qui peuvent masquer le sol ou entraîner une fréquence deux fois plus élevée que celle induite par les rangs.

De cette analyse de sensibilité découle donc que l'image utilisée pour la détection des parcelles de vigne en Languedoc-Roussillon doit avoir une résolution de l'ordre de 0,5 m, des canaux rouge et proche infrarouge et être acquise vers la fin du printemps aux alentours de midi solaire.

L'estimation par l'analyse fréquentielle des caractéristiques d'orientation et de distance interrang est également très précise. On trouve moins d'un degré de différence moyenne entre les orientations mesurées sur l'image ou calculées grâce à la transformée de Fourier et 3,3 cm concernant les mesures de largeur interrang. De plus, on peut

supposer que les résultats obtenus automatiquement sont plus précis que les mesures effectuées manuellement sur l'image.

La caractérisation du mode de plantation de la vigne (grille ou ligne) peut également être effectuée grâce à la transformée de Fourier. On recherche pour cela, un deuxième pic (maximum local) situé à  $90^\circ$  du maximum du spectre de Fourier (cf. figure 2.13 page 49). Cette caractérisation n'a pas été mise en œuvre ici car elle a déjà été réalisée avec succès par Wassenaar et al. [2002]. Elle pourra cependant être ajoutée au programme pour le rendre plus complet.

Les résultats obtenus, concernant la détection des parcelles de vigne à partir de données de télédétection à très haute résolution spatiale, répondent significativement à l'attente des utilisateurs. La principale limite de la méthode concerne le cas des vignes dont les rangs suivent les courbes de niveau. Une adaptation conséquente sera nécessaire pour rassembler les multiples "morceaux" segmentés dans une parcelle.

La méthode peut, en outre, être facilement transposée à la détection des vergers en adaptant les données et paramètres (en particulier la résolution de l'image et la taille de la fenêtre glissante).

Enfin, les premiers éléments de caractérisation obtenus à cette étape (orientation et distance interrang) constituent la base d'une étude intra-parcellaire précise, rendue possible par l'extraction et la l'analyse de chacun des rangs d'une parcelle.



# Chapitre 4

## Vers une caractérisation intra-parcellaire précise : l'extraction des rangs

### Introduction

Dans un contexte d'agriculture de précision, la localisation de chaque rang dans une parcelle peut permettre une caractérisation précise de la vigne en estimant, par exemple, la vigueur de la végétation ou les pratiques culturales appliquées. L'extraction des rangs de vigne dans une parcelle a ici trois objectifs principaux :

1. l'amélioration de la segmentation réalisée à l'étape précédente, par une détection et un positionnement précis des rangs de vigne ;
2. la caractérisation de la vigueur de la végétation sur le rang par la recherche de pieds manquants ;
3. la caractérisation de l'interrang (enherbé, désherbé chimiquement, travaillé mécaniquement) et de la modalité d'alternance d'entretien (un interrang sur deux, deux interrangs sur trois...).

On considère le cas général en Languedoc-Roussillon, de vignes plantées sur des lignes droites et parallèles (en rangs ou en grille). La transformée de Hough<sup>1</sup>, développée par Paul Hough en 1962 et assimilable à une version discrète de la transformée de Radon (1917), est la méthode la plus répandue pour la détection de lignes droites. Par exemple, Leemans et Destain [2006] l'utilisent pour détecter les rangs dans une culture à partir d'une photographie prise depuis un tracteur ; ceci dans un but de guidage automatique des machines agricoles. Dans ce cas cependant, les lignes à détecter ne sont pas parallèles. Le problème de la détection des rangs de vigne sur une image

---

<sup>1</sup>Voir par exemple le chapitre 13 de l'ouvrage de Maître [2003].

aérienne est plutôt celui du calage d'un réseau de rangs dont on connaît l'orientation et l'espacement (obtenus par la transformée de Fourier).

Dans ce but, Bobillet et al. [2003] utilisent un modèle déformable, qui a pour principal avantage de pouvoir s'ajuster très précisément sur les rangs (avec variation possible de l'orientation entre deux rangs). Cependant, cette approche nécessite une initialisation du modèle déjà très proche du résultat et des temps de calcul élevés.

Une méthode plus simple du point de vue de sa conception et de sa mise en œuvre a été développée pour l'extraction des rangs et fait l'objet de la première section de ce chapitre. Un ajustement précis des rangs est alors effectué sur la parcelle par allongement/rétrécissement et ajout/suppression de rangs.

On présente en deuxième section de ce chapitre la mise à jour des parcelles à partir des rangs, ainsi que la comparaison des résultats de segmentation avant et après ajustement des rangs.

Enfin, la troisième section contient les premiers résultats de l'ouverture vers une caractérisation précise de la vigne au niveau intra-parcellaire, par la recherche de pieds manquants et l'estimation du travail du sol entre les rangs.

## 4.1 Extraction des rangs

### 4.1.1 Positionnement d'un réseau de segments

La première étape de l'extraction des rangs consiste à poser un réseau de segments sur les rangs à l'intérieur de la parcelle précédemment segmentée (voir figure 4.1). Pour cela, on utilise les caractéristiques d'orientation et de distance interrang déterminées grâce à la transformée de Fourier calculée sur la parcelle. Le réseau est considéré non déformable en orientation. La méthode décrite dans cette section est issue d'un travail de stage réalisé au Cemagref de Montpellier (Bardou 2005) :

1. **“Remplissage” de la parcelle par un ensemble de segments.** On dispose un réseau de segments, de même orientation que celle des rangs, parmi lesquels seront sélectionnés ceux qui sont situés sur un rang de vigne. Pour que les segments sélectionnés soient disposés précisément sur les rangs, la “résolution” du réseau doit être élevée ; par exemple, deux fois supérieure à celle de l'image, ce qui revient à espacer les segments d'un demi pixel.
2. **Première contrainte de sélection : radiométrie des rangs.** On suppose ici que les pixels situés sur un rang ont généralement une radiométrie plus faible que celle du sol (figure 4.2). Ceci est vrai dans le canal rouge d'une image car la végétation absorbe le rayonnement dans cette longueur d'onde (*cf.* courbes de réflectance figure 1.3 page 21). De plus, si la prise de vue est effectuée lorsque le soleil est à son zénith, l'ombre de la vigne est située sous les rangs, ce qui diminue la valeur radiométrique des pixels. Les segments sélectionnés sont donc ceux dont la moyenne radiométrique est un minimum local. Par contre, si l'angle solaire induit un décalage important de l'ombre portée, les segments sélectionnés seront certainement situés sur cette ombre et non sur le véritable rang. Dans ce cas, l'utilisation du proche infrarouge (en recherchant un maximum local de radiométrie ou en inversant l'image) devrait permettre d'éviter le problème.
3. **Deuxième contrainte de sélection : distance interrang.** Il se peut que certains minima locaux ne correspondent pas à des rangs (figure 4.2). Une manière simple et efficace de les supprimer est d'introduire une contrainte sur la distance entre deux rangs : s'ils ne sont pas assez éloignés, on conserve seulement celui dont la radiométrie est la plus basse.

Les algorithmes de sélection des rangs sont précisés en annexe E, figures E.2 et E.3.

Cette méthode a été appliquée au canal rouge de l'image de juin 2005 à 0,5 m de résolution. Les résultats de positionnement des rangs sont très satisfaisants. Quelques rares problèmes peuvent cependant être rencontrés :

- déviation des rangs due à une mauvaise caractérisation de l'orientation, à cause, par exemple, d'une sous-segmentation de deux parcelles ayant des caractéristiques très légèrement différentes (sur la figure 4.3a, les orientations de chacune des parcelles diffèrent de moins de  $0,15^\circ$ ) ;



- non détection d'un rang à cause d'une faible vigueur ou d'un nombre élevé de pieds manquants (figure 4.3b) ;
- fausse détection d'un rang au niveau d'un fossé ;
- Dans le cas où une ombre portée est présente (image d'août 2005, par exemple) décalage des rangs sur celle-ci (figure 4.3c).

Remarque : l'utilisation de l'orientation mesurée manuellement, en entrée de la méthode, a confirmé que cette mesure est généralement moins précise que celle déterminée par l'analyse fréquentielle. En effet, les erreurs observées, même minimales, ont une conséquence visible du fait de la longueur importante des rangs. Un écart d'un demi degré seulement sur le positionnement d'un rang de 100 m, entraînera un décalage de presque 90 cm.

L'application d'un modèle déformable à partir des résultats de positionnement a été testée par Bardou [2005]. L'amélioration des résultats obtenus s'avère négligeable par rapport au positionnement initial pour une augmentation considérable des temps de calcul.

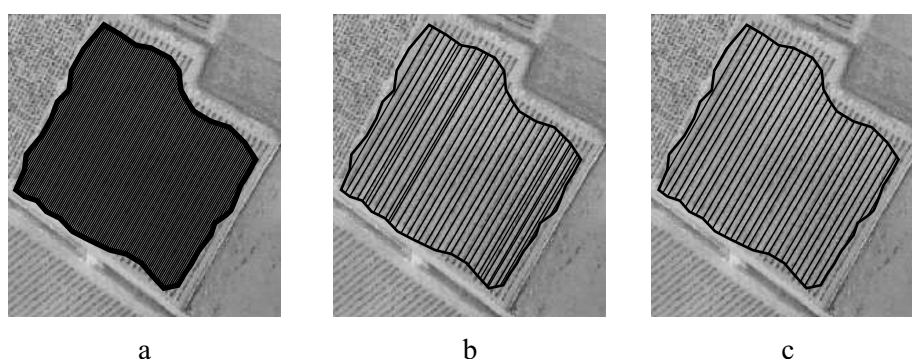


FIG. 4.1: *Processus de positionnement des rangs dans une parcelle. a) Remplissage de la parcelle par un réseau de segments ; b) sélection des minima locaux ; c) contrainte de distance interrang.*

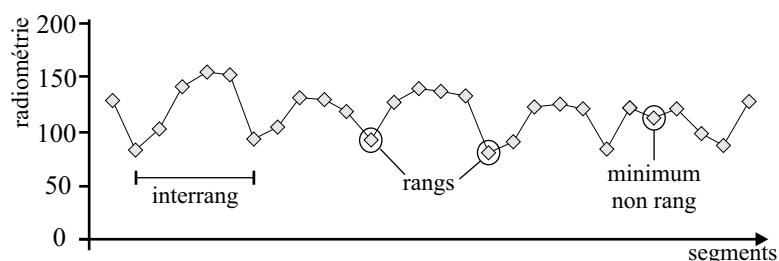


FIG. 4.2: *Radiométries moyennes d'un ensemble de segments (distants d'un pixel) sur une parcelle. Canal Rouge d'une image à 0,5 m de résolution.*

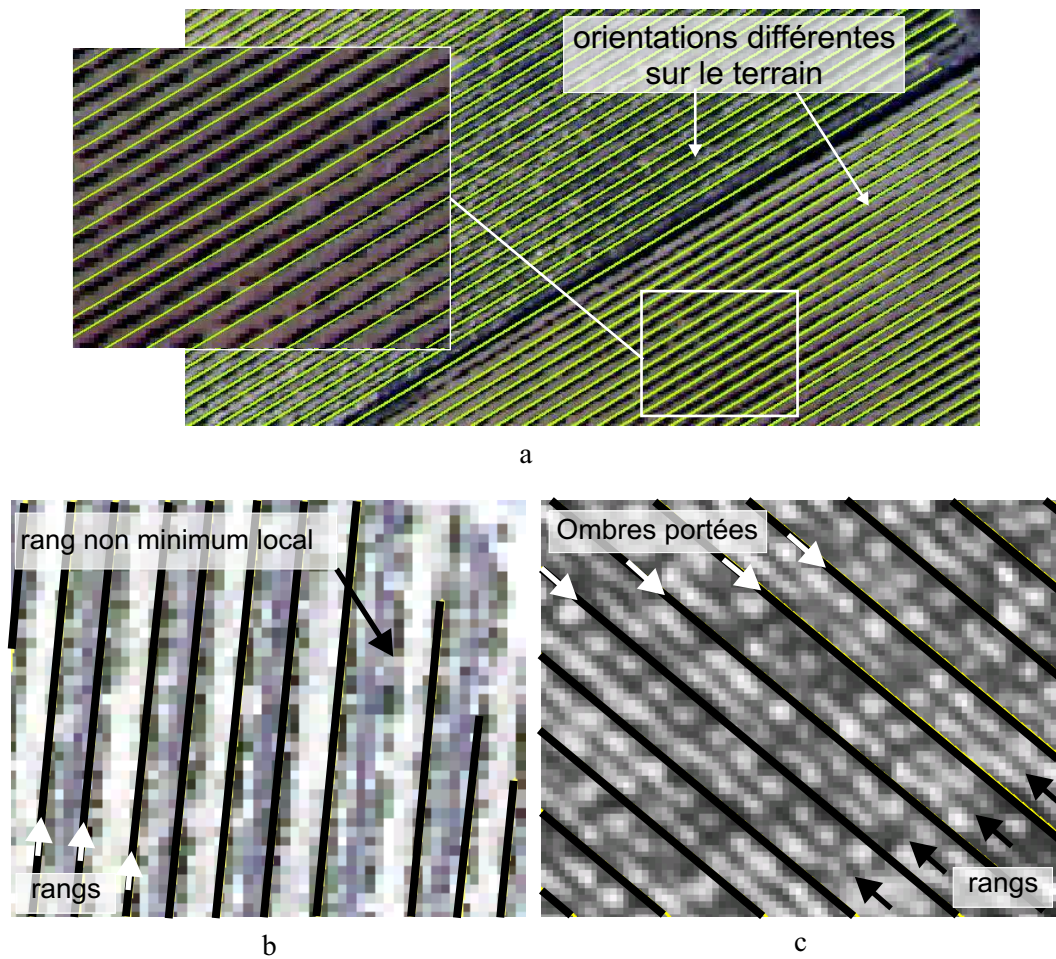


FIG. 4.3: *Exemple d'erreur de positionnement des rangs à l'intérieur des parcelles segmentées par la méthode TFL.* a) Exemple de problème de caractérisation de l'orientation dû à une sous-segmentation ; b) La radiométrie moyenne d'un des rangs n'est pas un minimum local. c) Les rangs sont positionnés sur l'ombre portée.

### 4.1.2 Ajustement

Les résultats obtenus lors de l'extraction des vignes sous forme de polygones sont rarement précis en bords de parcelles. On tente alors d'améliorer le positionnement des contours, par un ajustement précis du réseau de rangs. Quatre opérations élémentaires sont nécessaires : raccourcissement, allongement, suppression ou ajout d'un rang. Tous les tests effectués sont basés sur des critères de radiométrie. L'image n'étant pas calibrée et les variations de couleurs pouvant être très importantes d'une parcelle à l'autre, ces critères ne correspondent pas à des valeurs fixes. On compare la radiométrie moyenne d'un élément à des distributions de radiométries, définies soit au niveau du rang soit au niveau de la parcelle. Les éléments considérés font partie de deux classes : la classe rang et la classe interrang. Les interrangs sont déterminés par une translation des rangs d'un demi interrang, perpendiculaire à l'orientation. À chaque test, la valeur radiométrique moyenne de l'élément considéré est comparée à la distribution des radiométries de chacune des deux classes. La distance de Mahalanobis (1936) – contrairement à la distance Euclidienne classique – est invariable à tout changement d'échelle et prend en compte la corrélation entre les variables. Elle permet de déterminer la similarité entre deux séries de données ou d'évaluer la possibilité d'appartenance d'une valeur à une distribution et donc de détecter les valeurs atypiques. Elle est définie par :

$$d_M^2 = \frac{(v - \mu)^2}{\sigma^2} \quad (4.1)$$

où  $v$  est la valeur à tester,  $\mu$  la moyenne de la distribution et  $\sigma^2$  sa variance. Dans le cas où la distribution n'est pas centrée sur sa moyenne et ne peut être exprimée à l'aide des paramètres  $\mu$  et  $\sigma$ , il est préférable d'utiliser la définition suivante :

$$d^2 = \left( \frac{v - m}{Q_{75} - Q_{25}} \right)^2 \quad (4.2)$$

où  $m$  est la médiane de la distribution de référence et  $Q_{25}$  et  $Q_{75}$  sont respectivement les premier et troisième quartiles de la distribution<sup>2</sup>.

La première comparaison se fait en utilisant les distributions de radiométries des rangs et des interrangs déterminés à l'étape initiale de positionnement. Ces distributions sont ensuite mises à jour après chaque modification. L'allongement ou le rétrécissement des rangs est fait en ajoutant ou supprimant des segments de 2 m de long. Cette valeur permet une précision correcte de l'ajustement des rangs sans que l'allongement soit gêné par la présence d'une baisse de vigueur ou d'un pied manquant<sup>3</sup>.

La procédure suivante est alors utilisée :

1. **Raccourcissement** : à chaque extrémité de rang est défini un segment de 2 m (appartenant au rang) dont la radiométrie moyenne est comparée à la distribution

---

<sup>2</sup>Quartiles : 25 % des valeurs de la distribution sont inférieures au premier quartile, 50 % sont inférieures au deuxième quartile (ou médiane) et 75 % sont inférieures au troisième quartile.

<sup>3</sup>Pour passer outre plusieurs pieds manquants, il serait intéressant de définir une longueur initialement plus grande, mais variable au fur et à mesure que l'on s'approche de l'extrémité du rang.

des radiométries du rang et à la distribution des radiométries des deux interrangs associés. Si la distance à la classe interrang est plus faible que la distance à la classe rang, le segment est supprimé et un nouveau segment est testé en bout de rang. Si la longueur du rang est réduite jusqu'à devenir trop faible<sup>4</sup>, le rang est supprimé de la liste.

2. **Allongement** : si le rang n'a pas été raccourci, le segment de 2m est défini à l'extérieur de celui-ci. Ce segment est ajouté au rang si la distance à la classe rang est la plus faible et si les radiométries moyennes de deux segments situés de part et d'autre du rang sont plus élevées que celle du segment testé (vérification de la présence d'interrangs). Le processus est répété tant que le rang peut être allongé.
3. **Suppression** : la radiométrie moyenne de chaque rang est comparée à la distribution des radiométries moyennes de l'ensemble des rangs de la parcelle (classe rang) et à celle de l'ensemble des interrangs (classe interrang). Si la distance à la classe interrang est la plus faible, le "rang" testé est supprimé.
4. **Ajout** : on teste la présence éventuelle de rangs en bords de parcelle. Pour cela, trois segments sont tout d'abord disposés à un interrang plus ou moins un pixel du dernier (ou premier) rang de la parcelle. Celui dont la radiométrie moyenne est la plus basse est alors testé. Si sa moyenne radiométrique est plus proche de la classe rang que de la classe interrang et si les radiométries moyennes des deux "interrangs" associés sont plus élevées que celle du rang alors le segment est ajouté à la liste des rangs.

Les algorithmes d'ajustement au niveau du rang et de la parcelle sont détaillés en annexe E, figures E.4 et E.5. La méthode développée a pour avantages principaux d'être facile à mettre en œuvre, rapide (de l'ordre de 10 minutes pour ajuster les rangs de 84 parcelles) et sans paramètre ; elle pourra donc *a priori* être appliquée telle quelle sur d'autres images. La figure 4.4 montre des exemples d'ajustement de rangs. Les résultats seront analysés plus précisément après mise à jour des parcelles.

---

<sup>4</sup>Paramètre utilisateur.

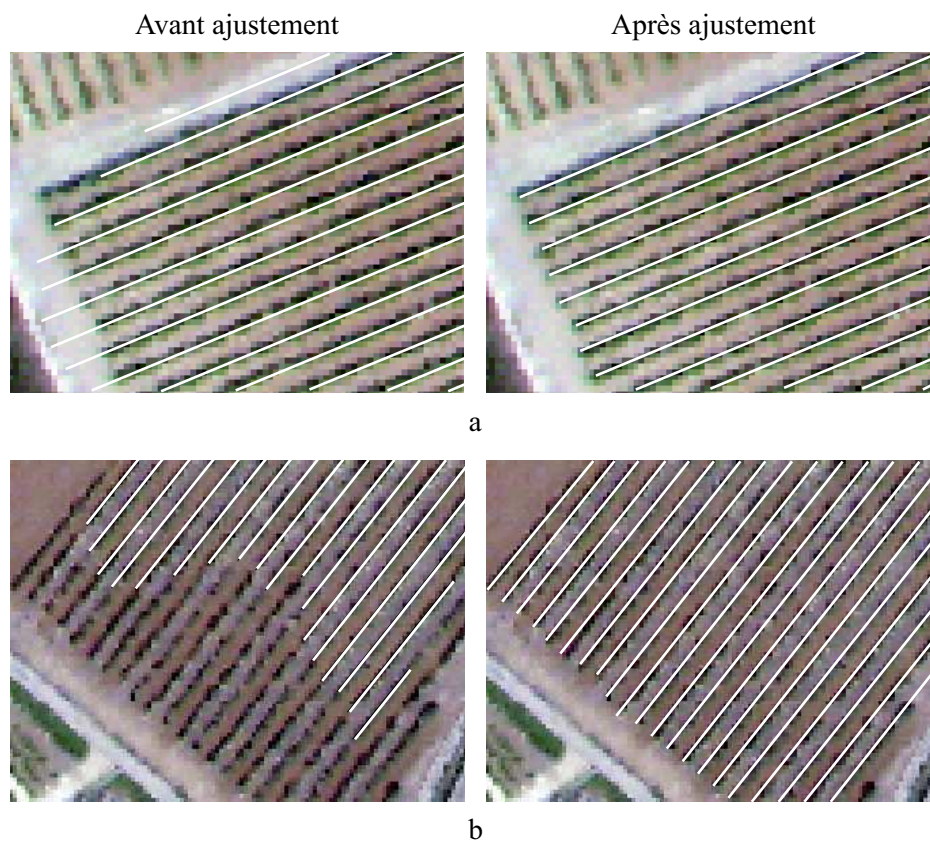


FIG. 4.4: *Exemple d'ajustement des rangs. a) suppression, allongement et rétrécissement ; b) allongement et ajout.*

## 4.2 Amélioration de la segmentation

### 4.2.1 Mise à jour des parcelles

Le contour de la parcelle est redéfini après ajustement des rangs comme étant le plus petit polygone qui les contient. Les ajustements peuvent alors entraîner un changement de topologie (fusion de deux parcelles ou séparation). La procédure suivante de mise à jour des parcelles est alors appliquée :

1. **Création d'un contour à partir des rangs** : après l'ajustement des rangs, un contour est créé à partir de leurs sommets. Une fonction d'approximation polygonale est appliquée pour limiter le nombre de sommets.
2. **Fusion** : si après ajustement, les rangs de deux parcelles ayant même orientation et même largeur interrang se chevauchent, les parcelles sont regroupées. Ceci permet de corriger certaines erreurs de sur-segmentation rencontrées lors de la segmentation initiale, résultat de l'analyse texturale (figure 4.5).
3. **Séparation** :
  - (a) Si plusieurs (*e.g.* trois) rangs consécutifs ont été supprimés dans une parcelle, celle-ci est séparée en deux nouvelles parcelles. Ceci permet de corriger certaines erreurs de sous-segmentation.
  - (b) Si après ajustement, suite à un allongement trop important de certains rangs, deux parcelles n'ayant pas les mêmes caractéristiques se chevauchent, elles sont séparées en coupant chacune aux points d'intersections (figure 4.6).

L'algorithme de mise à jour des parcelles est donné en annexe E, figure E.6.

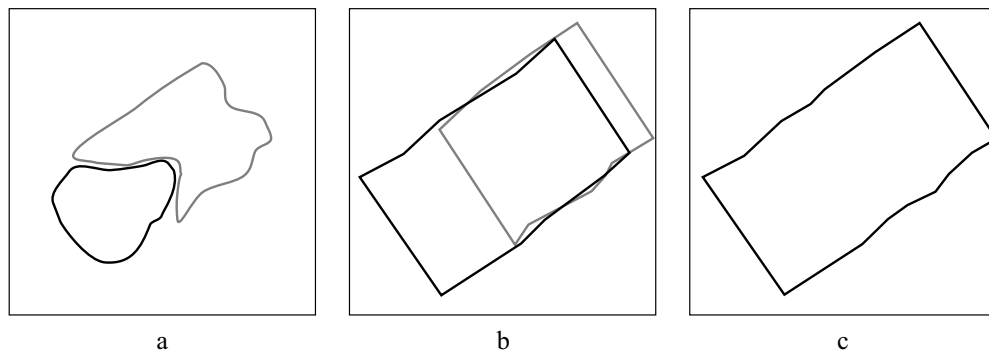


FIG. 4.5: **Fusion de deux parcelles.** a) Première segmentation ; b) Après ajustement des rangs : les parcelles se chevauchent beaucoup et ont les mêmes caractéristiques ; c) Après mise à jour des parcelles.

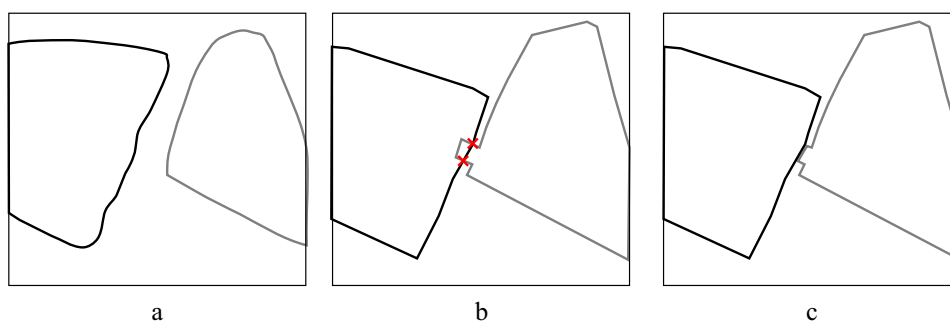


FIG. 4.6: *Séparation de deux parcelles.* a) Première segmentation ; b) Après ajustement des rangs : les parcelles se chevauchent peu, ou n'ont pas les mêmes caractéristiques ; c) Après mise à jour des parcelles.

## 4.2.2 Résultats

Le tableau 4.1 donne les résultats de segmentation avant et après ajustement des rangs pour le calcul sur le canal Rouge de l'image de juin 2005 à 0,5 m de résolution.

<i>Segmentation</i>	<i>Première Segmentation</i>	<i>Deuxième Segmentation</i>
<b>1. Correcte</b>	26	<b>36</b>
<b>2. Sur</b>	1	0
<b>3. Sous</b>	11	14
<b>4. Partielle</b>	44	23
<b>5. Trop grande</b>	1	1
<b>6. Manquante</b>	<b>23</b>	30
<b>7. Supplémentaire</b>	1	1
<b>8. Autre</b>	8	10
<b>Surface (ha)</b>	<b>46,8</b>	42,0

TAB. 4.1: *Amélioration de la segmentation par la recherche des rangs.* Calculs réalisés sur le canal Rouge de l'image Avion Jaune à 0,5 m de résolution avec une fenêtre glissante de 30 m. Valeurs en nombre de parcelles et en surface correctement détectée, sur un total de 114 et 77 ha.

On constate une augmentation nette du nombre de parcelles correctement segmentées (+10). Les parcelles déjà bien segmentées, bénéficient généralement d'un ajustement très précis de leurs rangs (figure 4.7). Plusieurs améliorations significatives ont en outre été obtenues, en particulier concernant des parcelles sur-segmentées, sous-segmentées ou partiellement segmentées (figure 4.8). On observe cependant quelques exemples de dégradation de la qualité de la segmentation suite à l'ajustement des rangs (figure 4.9) avec une augmentation du nombre de parcelles manquantes (+8). Il s'agit principalement de parcelles peu contrastées, partiellement segmentées et qui sont éliminées suite à une suppression de leurs rangs<sup>5</sup> ou à un raccourcissement trop important. La surface totale correctement détectée se trouve alors réduite de presque 5 ha.

<sup>5</sup>Les parcelles ayant moins de 5 rangs après traitement sont éliminées.

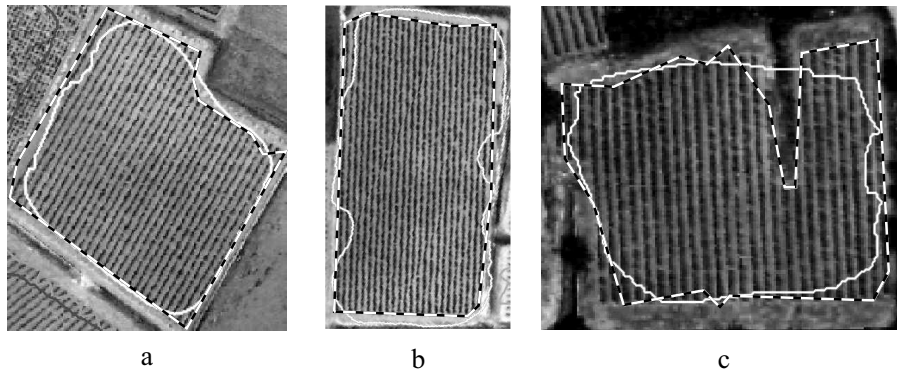


FIG. 4.7: *Exemples d'améliorations de la segmentation par l'ajustement des rangs.* Lignes continues : parcelles initiales, lignes discontinues : parcelles ajustées.

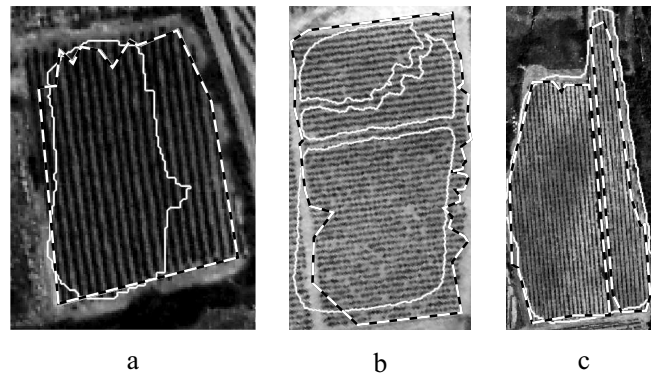


FIG. 4.8: *Exemples d'améliorations significatives de la segmentation.* Lignes continues : parcelles initiales, lignes discontinues : parcelles ajustées. Parcelles initialement : a) partiellement segmentée ; b) sur-segmentée ; c) sous-segmentée. Segmentées de façon correcte après ajustement des rangs.

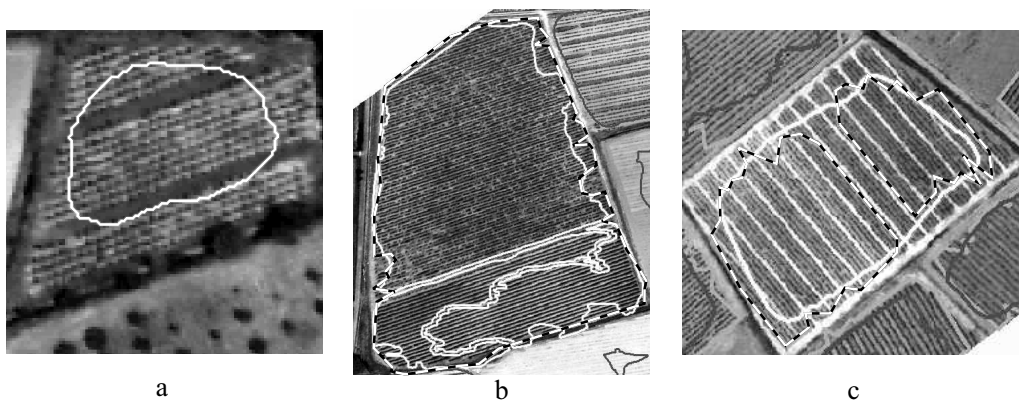


FIG. 4.9: *Exemples de détériorations de la segmentation suite à l'ajustement des rangs.* Lignes continues : parcelles initiales, lignes discontinues : parcelles ajustées. a) parcelle éliminée par suppression de tout ses rangs ; b) parcelle bien segmentée (en haut) regroupée avec une parcelle sur-segmentée ; c) parcelle séparée en deux suite à une suppression consécutive de plusieurs rangs.



L'ajustement des rangs sur des critères de radiométrie permet donc d'améliorer la segmentation d'une partie des parcelles mais sans augmenter la surface totale détectée puisque certaines parcelles sont éliminées. Pour répondre à ce problème, on peut envisager d'adapter les critères d'ajustement de façon à prendre en compte le fait que les parcelles initialement détectées sont généralement plus petites que la parcelle réelle. Ceci peut être fait, par exemple, en favorisant l'allongement et l'ajout de rangs plutôt que le rétrécissement et la suppression.

### 4.2.3 Un gain de temps pour la segmentation

L'ajustement des rangs peut apporter un gain de temps non négligeable pour la segmentation. Dans la méthode TFL, l'analyse fréquentielle sur fenêtre glissante constitue la grande majorité du calcul en terme de temps. Elle est effectuée en faisant glisser la fenêtre d'un seul pixel à la fois. Le fait d'ajuster les rangs après segmentation peut permettre de partir d'une segmentation moins précise en espace, obtenue par exemple en faisant glisser la fenêtre d'analyse de plusieurs pixels à la fois. On prend l'exemple du calcul effectué sur le canal rouge de l'image de juin 2005, à 0,5 m de résolution, avec une fenêtre glissante de taille  $30 \times 30$  m. Le tableau 4.2 donne les temps de calcul<sup>6</sup> pour chacune des grandes étapes de la méthode, pour des pas de glissement de 0,5 m, 15 m et 30 m. L'utilisation d'un pas de glissement d'une demi-taille de fenêtre permet de diviser le temps de calcul total par 10. Par contre, le gain apporté par un pas plus grand pour l'analyse sur fenêtre glissante est négligeable par rapport à la perte de temps pour les autres étapes.

Cependant, un gain en temps de calcul n'est intéressant que s'il n'est pas accompagné d'une dégradation des résultats. Le tableau 4.3 donne le nombre de parcelles obtenues dans les différents cas de segmentation ainsi que la surface en vigne détectée. Par rapport à un pas de 0,5 m, l'utilisation d'un pas de 30 m entraîne : 8 parcelles manquantes supplémentaires, 13 parcelles bien segmentées en moins et une diminution de la surface détectée de 2 ha. Cette dégradation peut être due à l'utilisation d'une fenêtre de Hanning, qui réduit le contraste en bords d'image lors du calcul de la transformée de Fourier. Un recouvrement du "maillage" est donc nécessaire (voir section 4.3).

Les résultats obtenus avec un pas de 15 m sont également dégradés en ce qui concerne les parcelles manquantes mais améliorés du point de vue des parcelles correctement segmentées ; la perte en surface est quasiment négligeable. De plus, la segmentation avant ajustement des rangs n'avait "que" 22 parcelles manquantes. L'ajustement des critères, proposé dans la section précédente, pourrait donc améliorer ces résultats.

La figure 4.10 montre un exemple de parcelle segmentée avec un pas de 15 m pour une fenêtre de 30 m. L'ajustement des rangs permet de retrouver la parcelle de façon correcte.

---

<sup>6</sup>Calculs réalisés sur un ordinateur de bureau, CPU : Pentium 4 @ 3Ghz, RAM : 2 Go.

<i>Temps par étape (mn)</i>	<i>Pas de glissement</i>		
	<i>0,5 m</i>	<i>15 m</i>	<i>30 m</i>
<i>Analyse Fenêtre</i>	200	3,2	3
<i>Segmentation</i>	26	10,2	24
<i>Position rangs</i>	60	6,4	10,5
<i>Ajustement rangs</i>	9	9,4	17,5
<i>Temps total</i>	295	29,2	55

TAB. 4.2: *Réduction du temps de calcul grâce à la recherche des rangs. Calculs réalisés sur le canal Rouge de l'image de juin 2005 à 0,5 m de résolution avec une fenêtre glissante de 30 m. Temps en minutes pour chaque étape importante.*

<i>Segmentation</i>	<i>Pas de glissement</i>		
	<i>0,5 m</i>	<i>15 m</i>	<i>30 m</i>
<i>1. Correcte</i>	36	38	23
<i>2. Sur</i>	0	0	0
<i>3. Sous</i>	14	14	9
<i>4. Partielle</i>	23	15	23
<i>5. Trop grande</i>	1	3	6
<i>6. Manquante</i>	30	38	38
<i>7. Supplémentaire</i>	0	0	0
<i>8. Autre</i>	10	6	15
<i>Surface (ha)</i>	41,6	41,3	39,7

TAB. 4.3: *Effet de la réduction du temps de calcul sur les résultats. Calculs réalisés sur le canal Rouge de l'image de juin 2005 à 0,5 m de résolution avec une fenêtre glissante de 30 m. Valeurs en nombre de parcelles et en surface correctement détectée, sur un total de 114 et 77 ha.*

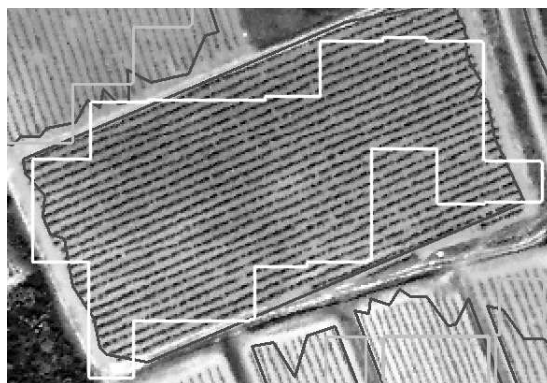


FIG. 4.10: *Exemple d'amélioration de la segmentation par l'ajustement des rangs. La première segmentation était très imprécise du fait d'un pas de déplacement de la fenêtre élevé.*

## 4.3 Caractérisation intra-parcellaire

### 4.3.1 Recherche des pieds manquants

Le taux de pieds manquants est un critère de qualité important d'une parcelle de vigne. On considère en général qu'un taux supérieur à 4 % est signe d'un manque d'entretien. De plus, à compter du premier janvier 2007, le rendement de base pour revendiquer une Appellation d'Origine Contrôlée sera réduit proportionnellement au pourcentage de pieds morts ou manquants si celui-ci dépasse un certain taux (maximum 25 %), indiqué dans le décret de l'AOC<sup>7</sup>.

La détection des pieds manquants se fait sur les mêmes critères de radiométrie que le raccourcissement des rangs. Chaque rang est divisé en segments de 1 m, ce qui correspond à l'écartement inter-pieds de la majorité des parcelles de la zone d'étude. La radiométrie moyenne de chaque segment est alors comparée à la distribution des radiométries du rang et des interrangs associés. Si la distance à la classe interrang est plus faible que la distance à la classe rang, le segment considéré est situé sur un pied manquant.

Pour valider la recherche automatique, on utilise des relevés terrain effectués en 2002 par des équipes de l'INRA dans la vallée de la Peyne (Llobera Mahy 2002, Desassis et al. 2004). Le nombre de pieds manquants a été compté dans 267 "placettes" de  $15 \times 20$  m, sélectionnées dans 89 parcelles. 24 placettes sont incluses dans la zone recouverte par l'image de juin 2002. On peut donc comparer les résultats obtenus par la méthode aux relevés terrain réalisés sur ces placettes.

Les résultats sont présentés dans le tableau 4.4 où l'on considère qu'un segment de 1 m équivaut à un pied manquant. Le nombre de pieds manquants est généralement sur estimé par la méthode (sauf pour deux parcelles). La figure 4.11 montre l'exemple d'une parcelle n'ayant aucun manquant sur le terrain mais pour laquelle la méthode en a trouvé 11. On distingue cependant bien, sur l'image aérienne, au moins trois zones pour lesquelles la végétation est visiblement moins vigoureuse que sur le reste des rangs. Trois hypothèses peuvent expliquer l'écart entre l'analyse d'image et le terrain :

- les pieds manquants ont été remplacés récemment et ne sont pas encore visibles sur l'image ;
- il ne s'agit pas de manquants, mais de pieds presque morts ou dont la vigueur est très faible ;
- la vigueur de la vigne est très homogène dans la parcelle ; une légère baisse de vigueur à un endroit est alors interprétée par la méthode comme un pied manquant. En particulier, si les interrangs sont enherbés, la radiométrie du segment sera facilement plus proche de celle des interrangs que de celle du rang.

---

<sup>7</sup>Art. D. 641-84-2 du code rural.

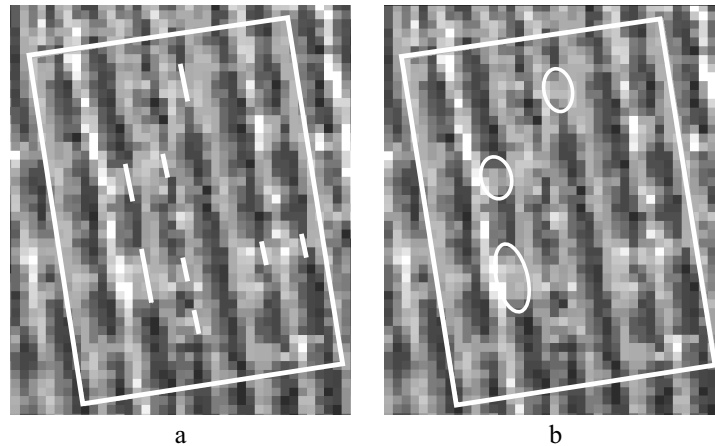


FIG. 4.11: *Exemple de détection de pieds manquants sur une placette n'ayant aucun manquant comptabilisé sur le terrain. a) les segments correspondent aux manquants ; b) Quelques zones entourées pour lesquelles il semble réellement y avoir des manquants, ou au moins, une baisse de vigueur.*

En ce qui concerne les deux parcelles dont le nombre de manquants est sous estimé deux hypothèses peuvent également être avancées :

- un segment n'est pas forcément équivalent à un manquant ;
- dans le cas des parcelles palissées, si les pieds manquants ne sont pas remplacés, les pieds voisins se développent de façon à combler l'espace vide.

<i>Terrain</i>	<i>Image</i>				
	<i>0</i>	<i>1-10</i>	<i>11-20</i>	<i>21-30</i>	<i>&gt;30</i>
<i>0</i>	4	8	3	1	0
<i>1-10</i>	0	2	0	0	0
<i>11-20</i>	0	0	0	0	0
<i>21-30</i>	0	0	2	0	3

TAB. 4.4: *Évaluation du nombre de pieds manquants sur 24 placettes. 16 d'entre elles n'ont aucun manquants sur le terrain.*

La figure 4.12 montre des exemples de la détection des pieds manquants effectuée à partir des parcelles segmentées manuellement pour l'image de juin 2005. Des erreurs de détection apparaissent parfois à cause d'un enherbement sous les rangs de vigne. Par exemple, sur la figure 4.12c, la radiométrie sous le rang est proche de celle de la vigne, mais différente d'un des interrangs suivant, qui lui est désherbé ; les pieds manquants ne sont alors pas détectés.

Un taux de manquants est calculé pour chaque parcelle en divisant la longueur totale des segments situés sur des pieds manquants par la longueur totale des rangs de

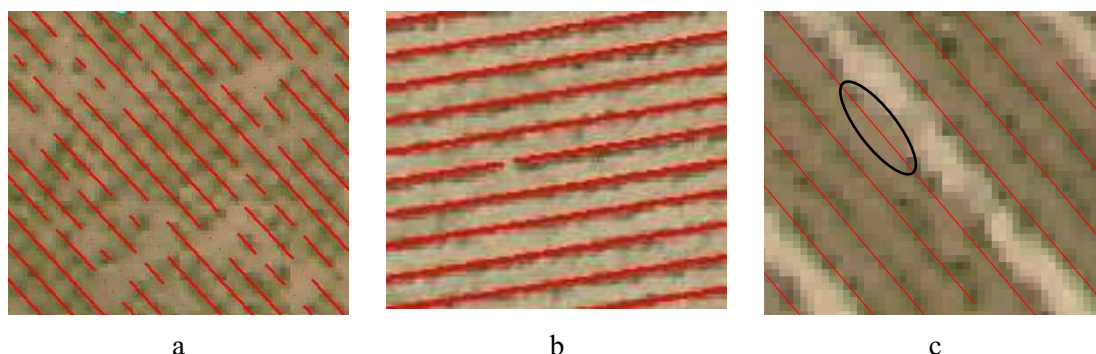


FIG. 4.12: **Exemple de détection de pieds manquants.** a) parcelle ayant plus de 20 % de pieds manquants ; b) parcelle ayant moins de 1 % de pieds manquants ; c) Erreur de détection due à l'enherbement sous les rangs.

la parcelle. Celui-ci semble cohérent avec les relevés terrain et la photo-interprétation. Il permet à l'utilisateur d'obtenir une idée de la qualité d'une parcelle, bien qu'il soit certainement surévalué car les pieds remplacés récemment ne sont pas encore visibles sur l'image aérienne.

### 4.3.2 Caractérisation de l'interrang

La caractérisation de l'interrang est utile pour les modèles hydrologiques distribués dans la mesure où elle peut permettre de déterminer si la parcelle fait l'objet de pratiques alternées. Chacune d'entre elles doit alors être prise en compte pour déterminer deux paramètres importants des modèles : l'infiltrabilité du sol et le volume de pesticide répandu.

#### *Alternance d'entretien du sol au niveau de la parcelle*

Certaines pratiques culturales sont caractérisées par la mise en œuvre de deux modes d'entretien différents dans les interrangs d'une même parcelle. C'est le cas de 28 % des parcelles de la zone d'étude. Les modalités d'alternances d'entretien sont généralement : 1/1 (pas d'alternance), 1/2, 1/3, ou 1/4.

On cherche à caractériser la présence d'une telle alternance, sans se soucier, dans un premier temps, du type d'entretien dans chaque interrang. Lorsqu'une alternance est observée un interrang sur deux, par exemple, un autre motif périodique apparaît sur l'image à une fréquence deux fois plus faible que celle des rangs. La procédure suivante est donc utilisée avec en entrée l'ensemble des segments parallèles (espacés d'un demi pixels) disposés sur la parcelle lors de la première étape du positionnement des rangs :

1. Calcul des moyennes radiométriques de chacun des segments<sup>8</sup> ;

<sup>8</sup>On pourrait également calculer le profil radiométrique d'un transect perpendiculaire au rang ; ce

2. Calcul de la transformée de Fourier du profil radiométrique ;
3. Connaissant la fréquence  $f$  correspondant à la distance interrang, recherche d'un deuxième maximum local et estimation de sa fréquence. Il y aura alternance si cette fréquence  $f_2$  est de l'ordre de  $f/2$ ,  $f/3$  ou  $f/4$ . En pratique, on affecte l'alternance la plus probable en fonction de la position du second maximum. Il n'y a pas d'alternance si celui-ci est proche du pic principal ou plus éloigné du centre que lui ( $f_2 > f$ ).

Le tableau 4.5 donne les résultats de classification des parcelles selon leur mode d'alternance d'entretien des interrangs<sup>9</sup>. Les motifs périodiques issus de ces alternances, sont généralement peu visibles sur l'image, en particulier lorsqu'il s'agit de deux types de sols nus (travaillés mécaniquement ou désherbés chimiquement). Les erreurs concernent donc logiquement des parcelles dont le mode d'entretien est alterné mais qui sont classées en mode 1/1. La figure 4.13a montre l'exemple de la seule parcelle de la zone d'étude, entretenue en mode 2/3, difficilement visible sur l'image. La parcelle entretenue en mode "1/1" et caractérisée en "1/2" induit un second pic à la fréquence  $f/2$  clairement visible sur le spectre de Fourier (4.13b). Il peut éventuellement s'agir d'une erreur de relevé sur le terrain car la pratique culturale d'enherbement de tous les rangs est très rare. La parcelle est peut être enherbée/désherbée un rang sur deux avec des repousses dans les interrangs désherbés. Cependant, la largeur interrang de cette parcelle étant de 1,6 m, il paraît difficile d'en caractériser les interrangs. De plus, les parcelles dont l'interrang est faible sont généralement taillées en gobelet et ont des houppiers développés qui réduisent la visibilité du sol entre les rangs. C'est le cas de cette parcelle, dont la mesure de houppier sur le terrain est de l'ordre de 0,8 m. En outre, de façon générale, les parcelles ayant peu de rangs sont mal caractérisées car le motif alterné n'est pas répétés suffisamment de fois pour être détecté.

Enfin, sur les huit parcelles en mode "1/2" correctement classées, 7 ont une alternance du type "enherbé/sol nu" (sur un total de 18). La caractérisation d'une alternance faisant intervenir deux types de sols nus est donc correcte seulement pour une parcelle "1/2" et 2 parcelles "3/4".

La détection des alternances d'entretien des interrangs, à partir d'une image aérienne, est difficilement réalisable, en particulier concernant des alternances ne faisant intervenir que du sol nu. Lorsqu'une alternance est détectée, il serait donc intéressant de pouvoir lui associer une probabilité. Ceci pourrait être fait, par exemple, en utilisant les valeurs des différents pics du spectre de Fourier ainsi que leur distance à la fréquence théorique ( $f$ ,  $f/2$ ,  $f/3$  ou  $f/4$ ). La largeur interrang pourrait également être un indicateur de risque d'erreur.

---

qui serait certainement moins long mais également moins précis car on aurait une information locale et non une prise en compte sur toute la longueur des rangs.

<sup>9</sup>Les relevés terrain ayant été fait la veille et le jour de la prise de vue, on peut considérer que le mode d'entretien est le même sur l'image et dans la base de données.

<i>Terrain</i>	<i>Image</i>				<i>Total parcelles</i>
	<i>1/1</i>	<i>1/2</i>	<i>2/3</i>	<i>3/4</i>	
<i>1/1</i>	80	1	0	0	81
<i>1/2</i>	14	8	0	0	22
<i>2/3</i>	1	0	0	0	1
<i>3/4</i>	6	1	0	2	9

TAB. 4.5: *Classification des parcelles selon leur mode d'entretien du sol (en nombre de parcelles). La vérité terrain est en ligne, l'estimation à partir de l'image est en colonne.*

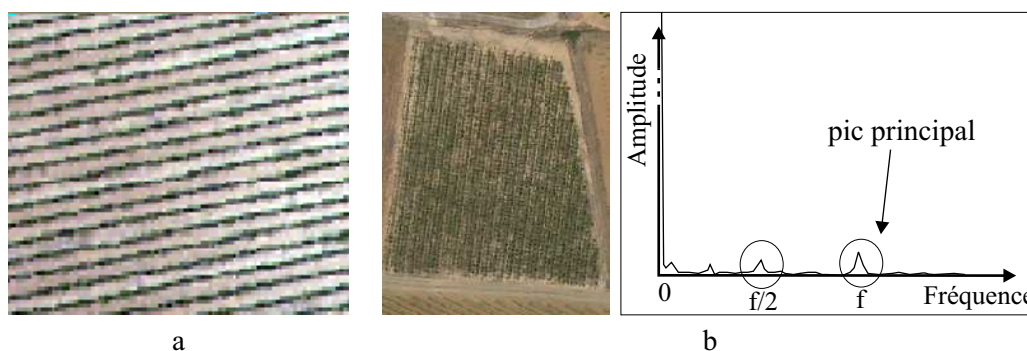


FIG. 4.13: *Exemples de parcelle dont le mode d'entretien du sol n'a pas été correctement caractérisé. a) Parcelle dont le sol est travaillé mécaniquement deux interrangs sur trois et désherbé chimiquement un interrang sur trois ; le motif est très peu marqué sur l'image. b) Parcelle totalement enherbée classée "1/2" et son spectre de Fourier.*

#### *Entretien du sol dans chaque interrang*

On tente ici de caractériser le mode d'entretien de chaque interrang dans la parcelle en déterminant si celui-ci est travaillé mécaniquement, enherbé ou désherbé chimiquement. On utilise pour cela les trois canaux du visible de l'image de juin 2005. Selon les courbes théoriques de réflectance de la végétation et du sol (figure 1.3 page 21), la différence entre le rouge et le vert sera *a priori* négative pour un sol enherbé et élevée pour un sol nu. De plus, la réflectance dans chacun des canaux d'un sol lisse (désherbé chimiquement), peut être supposée plus élevée que celle d'un sol travaillé mécaniquement, assombri par une texture plus grossière et une humidité plus élevée. Cette hypothèse est cependant très forte et on pressent qu'elle sera difficilement vérifiable sachant, d'une part, que cet assombrissement peut disparaître en quelques jours et, d'autre part, que suivant le type de sol ou son taux d'humidité, un interrang travaillé mécaniquement peut très bien apparaître plus clair qu'un interrang désherbé chimiquement dans un autre type de sol.

De plus, les valeurs radiométriques de l'image sont hétérogènes entre les parcelles ou à l'intérieur d'une même parcelle. Ces hétérogénéités peuvent être dues, par exemple, à des différences de sol ou à des niveaux différents de couvert végétal. L'image n'étant

pas calibrée, on remarque que les radiométries du canal rouge sont toujours plus élevées que celle du vert. Elles sont cependant proches en présence de végétation (figure 4.14).

On utilise la logique floue pour tenter de classifier le mode d'entretien du sol de chaque interrang. Deux variables sont définies :

$$v_1 = R_{rouge} - R_{vert}$$

$$v_2 = \min \{R_{rouge}, R_{vert}, R_{bleu}\}$$

où  $R$  représente la valeur radiométrique moyenne de l'interrang dans un canal donné.

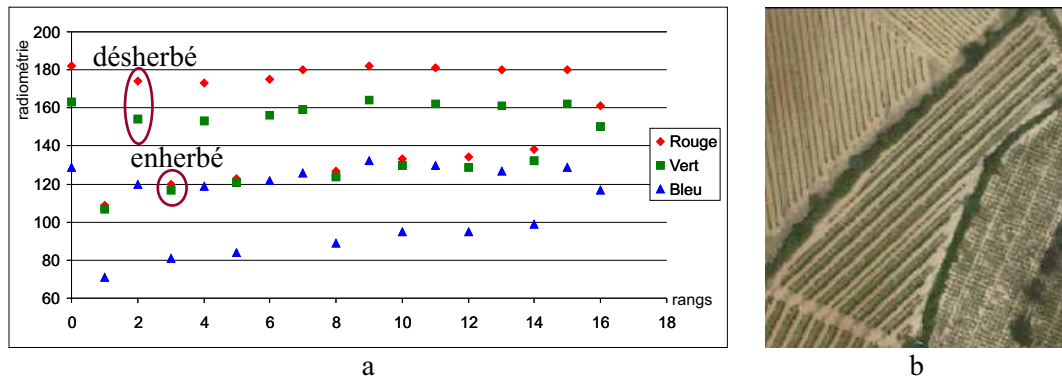


FIG. 4.14: *Profil radiométrique des interrangs d'une parcelle enherbée / travaillée un interrang sur deux. a) Moyenne radiométrique de chaque interrang ; les interrangs enherbés ont des radiométries proches dans les canaux rouge et vert. b) parcelle correspondante.*

Deux sous-ensembles flous sont alors définis pour chacune des variables, correspondant à des valeurs "faibles" ou "élevées" (figure 4.15). Les règles de décisions suivantes sont alors appliquées :

- Si  $v_1$  faible et  $v_2$  faible alors enherbement.
- Si  $v_1$  fort et  $v_2$  faible alors travail mécanique.
- Si  $v_1$  faible et  $v_2$  fort alors désherbage chimique.
- Si  $v_1$  fort et  $v_2$  fort alors
  - ▷ si  $v_1$  plus fort que  $v_2$  alors travail mécanique,
  - ▷ sinon, désherbage chimique.



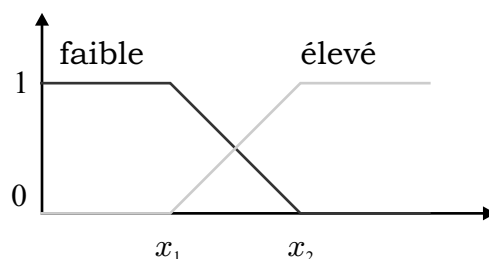


FIG. 4.15: *Sous-ensembles flous définis pour la caractérisation du sol entre les rangs.*

La base de données terrain ne permet pas de faire une validation exhaustive et automatique de la caractérisation du travail du sol dans chaque interrang car, même si une alternance a été relevée, l'ordre de cette alternance n'a pas été noté. Cette caractérisation s'est avérée trop difficile à effectuer par photo-interprétation. Conformément à ce que l'on pouvait pressentir, les résultats obtenus semblent très mitigés. Seuls les interrangs fortement enherbés (figure 4.16a) semblent pouvoir être caractérisés. Beaucoup de confusions sont faites entre le travail mécanique ou le désherbage chimique, dues par exemple, à des variations de couleurs du sol entre les parcelles (figure 4.16b). D'autres erreurs sont dues à des hétérogénéités intra-parcellaires (figure 4.16c), à un faible couvert végétal (figure 4.16d) détecté comme un travail mécanique ou à une mauvaise qualité d'image (sombre, couvert nuageux...).

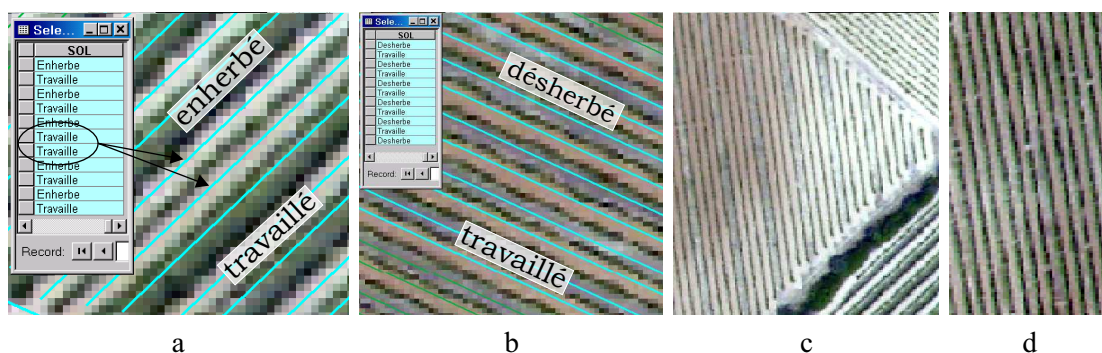


FIG. 4.16: *Exemple de caractérisation du mode d'entretien du sol dans chaque interrang.* a) Caractérisation correcte ; b) La parcelle est en fait travaillée et enherbée un rang sur deux ; c) mauvaise caractérisation due à une variation de couleur dans le sol ; d) parcelle enherbée un rang sur deux (commentaire de la base de données : peu d'herbe et plus ou moins sèche).

Cependant, de même que pour la caractérisation des alternances, la détection des interrangs fortement enherbés seulement, reste une information intéressante à introduire dans un modèle hydrologique distribué.

## Conclusion

Ce chapitre avait pour objectif de présenter des débuts de recherche sur une caractérisation intra-parcellaire *via* le positionnement précis des rangs de vigne. Une méthode simple et efficace a été développée, basée sur l'ajustement d'un réseau de lignes parallèles, dont l'orientation est définie grâce à la transformée de Fourier. Un seul cas a été rencontré qui nécessiterait l'utilisation d'un modèle déformable ; il s'agit de deux vignes regroupées par la segmentation, qui ont en fait des orientations très légèrement différentes. L'ajustement des rangs sur des critères de radiométrie a permis d'améliorer la segmentation d'une partie des parcelles mais sans augmenter la surface totale correctement détectée, car certaines parcelles sont éliminées. Pour résoudre ce problème, les critères d'ajustement devraient être adaptés, pour éviter que l'allongement ne soit gêné par la présence de quelques pieds manquants ou d'une baisse de vigueur.

Le positionnement des rangs permet dans la plupart des parcelles de détecter de façon précise une baisse de vigueur. La mise en correspondance directe avec les pieds manquants est cependant délicate car :

1. les pieds récemment remplacés ne sont pas visibles sur l'image ;
2. sur les parcelles dont l'interrang est enherbé, la détection est moins fiable ;
3. sur certaines parcelles, dont les pieds manquants n'ont pas été remplacés, le feuillage des pieds voisins a recouvert l'espace vide.

La caractérisation de l'interrang semble plus délicate, en particulier du fait des variations de couleur du sol ou du taux d'enherbement dans une parcelle. Seuls les interrangs fortement enherbés sont bien caractérisés. La différenciation entre travail mécanique et désherbage chimique semble difficilement réalisable. L'alternance d'état de l'interrang au niveau de la parcelle est correctement détectée lorsqu'elle est bien marquée.

La caractérisation à une date donnée de l'état des interrangs d'une parcelle ne permet cependant pas d'en déduire la pratique culturale appliquée ; information qui intéressent les utilisateurs. Les travaux du sol étant généralement effectués entre les mois d'avril et juin, l'utilisation de données multitemporelles pourrait permettre d'évaluer l'entretien de l'interrang en tant que pratique culturale. Cependant, même avec plusieurs données, la distinction

Faute de relevés terrain, et parce que la photo-interprétation ne permet pas la caractérisation de chaque interrang, les résultats n'ont pas pu être évalués sur l'image de juin 2002 en proche infrarouge. Cependant, vues les réflectances de la végétation dans ce canal, on peut supposer que celui-ci permettra une meilleure détection des interrangs enherbés, en particulier si l'on acquiert l'image lorsque la végétation de la vigne est peu développée et ne risque pas de fausser l'interprétation. Le proche infrarouge pourrait également permettre de contourner le problème de décalage des rangs dû aux ombres portées, en recherchant non plus des minima de radiométrie mais des maxima (ou en inversant l'image).

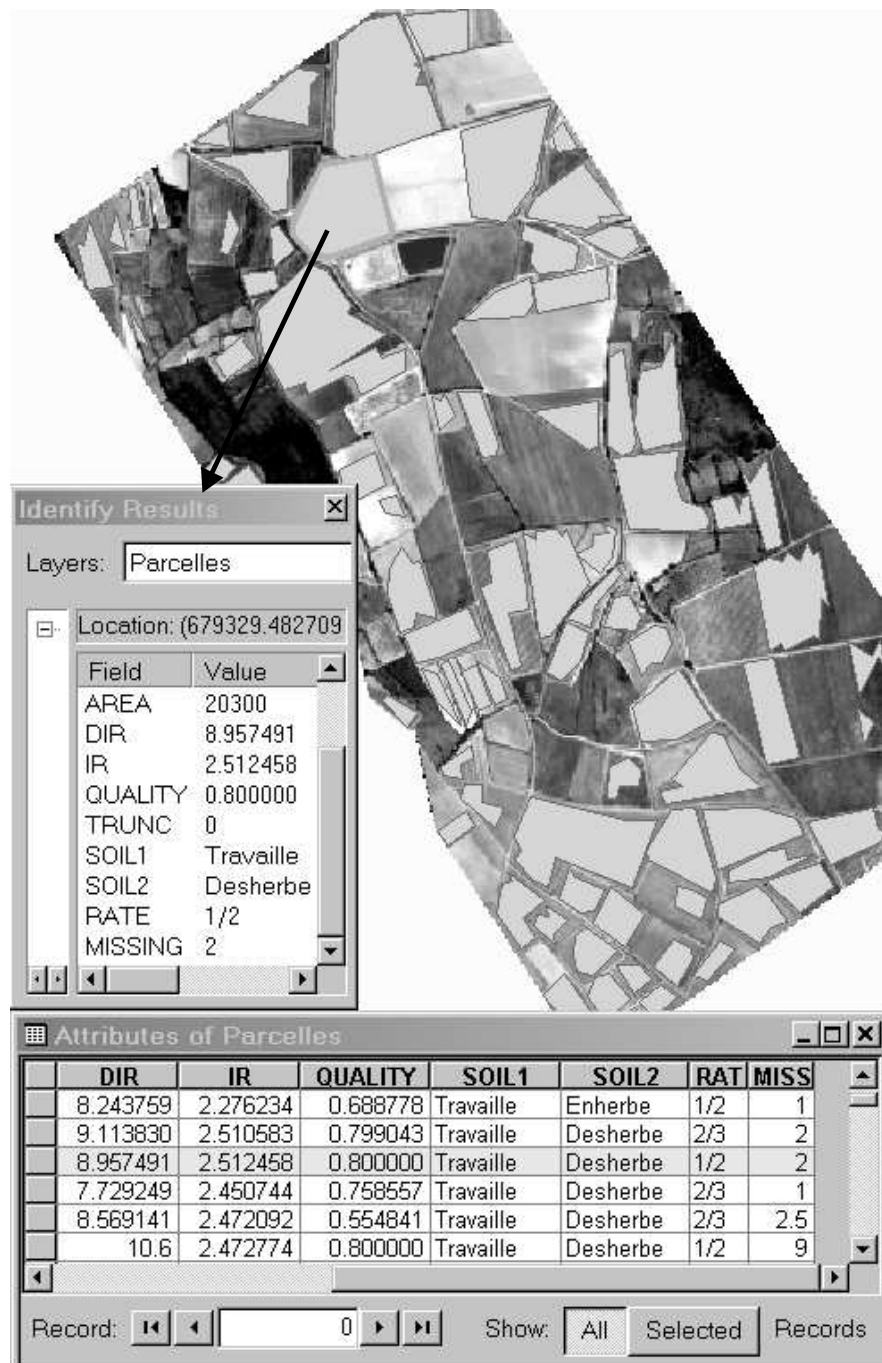


FIG. 4.17: *Visualisation des résultats de segmentation et de la base de données géographique associée. Celle-ci contient, entre autres, l'évaluation de : l'orientation des rangs (DIR), la distance interrang (IR), l'indice de qualité (QUALITY), les types d'état du sol (SOIL1, SOIL2) et leur ratio (RAT), le taux de pieds manquants (MISS). Résultats après ajustement des rangs, sur le canal rouge de l'image de juin 2005 à 0,5 m de résolution.*

# Conclusions et perspectives

Le contexte actuel de la filière viti-vinicole en Europe met en évidence le besoin d'outils automatiques pour la cartographie et la caractérisation des vignes sur des territoires étendus. Les attentes de certains utilisateurs ont pu être définies précisément *via* les deux projets d'étude (BACCHUS et MOBHYDIC) auxquels la thèse était associée. Il s'agit, d'une part, de pouvoir réaliser un inventaire des parcelles et évaluer certaines caractéristiques permettant d'aider les acteurs de la filière viti-vinicole dans la gestion des vignobles, et d'autre part, d'effectuer une détection et une caractérisation précise des parcelles qui sera utilisée en entrée des modèles hydrologiques distribués, pour l'étude de l'influence des cultures sur l'infiltrabilité des sols ou la pollution, par exemple.

Dans les deux cas, le traitement de données de télédétection à très haute résolution spatiale est susceptible de fournir une partie de ces informations.

L'objectif de la présente thèse a donc été de dégager des méthodologies appropriées pour utiliser ces données afin d'extraire, sous forme de cartographie numérique les parcelles de vigne et, par ailleurs, d'estimer certaines caractéristiques telles que l'orientation des rangs, la largeur interrang, le mode de conduite, le taux de manquants, le mode d'entretien du sol...

Trois méthodes de détection et segmentation d'objets à texture orientée et périodique ont été développées et comparées. La première est basée sur une analyse bidirectionnelle du contraste. Les deux autres utilisent l'analyse fréquentielle soit au niveau du pixel et de son voisinage, soit au niveau de l'objet à détecter. La comparaison de ces méthodes, dans le cadre de la détection des vignes sur une image aérienne, a montré une nette supériorité de l'analyse fréquentielle sur l'utilisation bidirectionnelle du contraste qui ne prend pas en compte la périodicité du motif. De plus, la transformée de Fourier permet une estimation très précise des caractéristiques d'orientation et de distance interrang, ainsi qu'une détection du mode de plantation en grille ou en ligne.

Une analyse de sensibilité aux données a été menée de façon à déterminer les caractéristiques optimales de l'image à utiliser :

- pour que les motifs soient contrastés sur l'image, il faut de manière générale trois à quatre pixels par période. Une résolution plus faible détériore la visibilité du motif alors qu'une résolution plus élevée augmente les temps de calcul sans améliorer les résultats (dans le cas de la détection des vignes en Languedoc-Roussillon, ceci correspond à une résolution de l'ordre de 0,5 m).

- En ce qui concerne la détection des vignes, il a été montré que le canal rouge fournit les meilleurs résultats, mais qu'une amélioration sensible peut être obtenue par l'utilisation conjointe du proche infrarouge. Par contre, le gain apporté par les autres canaux du visible et le NDVI s'est révélé négligeable.
- Dans le cas de la vigne, une prise de vue vers la fin du débourrement ou le début de la floraison paraît idéale (mai/juin selon les régions et les années). La végétation est alors visible sur les images aériennes sans être trop développée, ce qui risquerait de cacher l'interrang dans certaines parcelles. Une prise de vue lorsque le soleil est au plus haut est également importante pour éviter les phénomènes d'ombres portées qui peuvent réduire le contraste.

L'application de la méthode *Transformée de Fourier Locale* à des images possédant ces caractéristiques permet la détection de plus de 80 % de la surface cultivée en vigne. Un gain de 25 % de parcelles bien segmentées et une diminution de 38 % du nombre de parcelles manquantes sont en outre observés par rapport à l'utilisation du canal rouge seul. Beaucoup de parcelles non détectées sont difficilement identifiables par photo-interprétation. Un recours à la vérité terrain a montré que 61 % de ces parcelles sont jeunes, de faible surface ou non entretenues mécaniquement.

Les résultats obtenus permettent d'envisager l'utilisation de données facilement disponibles telles que la BD-Ortho<sup>©</sup> de l'IGN (acquise sur toute la France et mise à jour tous les 5 ans) ou des images fournies par les satellites de dernière génération (tels que Quickbird). En outre, de plus en plus de sociétés privées (telles que Gaia Mapping, ou l'Avion Jaune) réalisent des prises de vue sur de grandes zones en infrarouge couleur et à THRS.

Une méthode simple et efficace de positionnement des rangs à l'intérieur d'une parcelle a également été développée. Elle a pour double objectif d'améliorer la segmentation et de caractériser les parcelles par la recherche de pieds manquants et l'estimation des pratiques d'entretien de l'interrang.

Une recherche sur l'ajustement des rangs et la caractérisation intra-parcellaire a été initiée pendant la thèse. L'ajustement des rangs sur des critères de radiométrie a permis d'améliorer la segmentation d'une partie des parcelles. La connaissance précise de la position des rangs, permet également de détecter les pieds manquants ou les fortes baisses de vigueur.

Comme pressenti, les résultats de caractérisation de l'entretien des interrangs sont beaucoup plus mitigés. La détection de certaines alternances d'entretien est possible en particulier lorsqu'elles font intervenir des interrangs enherbés. Mais la caractérisation de chacun des interrangs, surtout lorsqu'ils sont travaillés mécaniquement ou désherbés chimiquement, semble difficilement réalisable.

Contrairement à une application industrielle où les conditions de prise de vues sont parfaitement maîtrisées et les objets à détecter parfaitement connus, de nombreux facteurs entrent en jeu lors du processus de télédétection et des différences majeures peuvent être observées entre les vignes (jeunes ou adultes, palissées ou non...).

Ces travaux de thèse ont permis de répondre à une grande partie de la demande exprimée par les utilisateurs, par la mise en place d'un processus automatique de détection, segmentation et caractérisation de la vigne à partir d'images aériennes ou satellitales à très haute résolution spatiale. Les résultats de segmentation sont fournis sous la forme d'un fichier de formes (shapefile) et une base de données associée contient pour chaque parcelle : son aire, l'orientation de ses rangs, la largeur inter-rang, l'estimation de la qualité de la segmentation, l'estimation des types et modes d'entretiens des interrangs et le taux de pieds manquants (figure 4.17). Chacune des étapes de ce processus peut, en outre, être utilisée de façon indépendante.

Dans un contexte de recherche de qualité, de respect de l'environnement ou pour s'imposer sur un marché devenu très concurrentiel, de nombreux utilisateurs potentiels sont en attente d'un tel outil d'aide à la gestion des territoires viticoles : sociétés de conseil, collectivités locales, caves coopératives, producteurs, laboratoires de recherches... Des projets de transfert vers des sociétés privées sont d'ailleurs en cours de mise en place.

Les développements réalisés pendant la thèse ont été conçus dans l'optique d'une application sur de larges territoires et d'une généralisation à d'autres cultures. La méthode devrait donc pouvoir s'appliquer directement à l'étude d'autres régions viticoles, ou d'autres types de cultures organisées en rangs ou en grille, en adaptant certains paramètres (fenêtre glissante, fréquences de recherche...) et/ou caractéristiques des données (résolution, dates...).

Cependant, des perspectives immédiates peuvent être envisagées pour rendre le logiciel développé plus complet et plus opérationnel :

- amélioration de la méthode d'ajustement des rangs ;
- automatisation du traitement conjoint des canaux rouge et proche infrarouge ;
- développement d'un module de traitement sur de larges territoires, par le traitement successif de plusieurs images (issues par exemple de la BD-Ortho<sup>©</sup> de l'IGN) et l'expression des résultats sous forme d'un seul fichier shapefile ;
- ajout d'une procédure de caractérisation du mode de plantation, en grille ou en rangs.

Des perspectives à plus longs termes peuvent également être dégagées.

La non concordance du parcellaire cadastral avec les cultures nous a conduit à travailler sans aucune connaissance *a priori* sur la localisation des parcelles. Cependant, dans un objectif de suivi temporel des vignobles, il serait intéressant de pouvoir prendre en compte une telle information lors de la segmentation. Ceci permettrait de mettre à jour le parcellaire informatisé de façon plus rapide et plus robuste. En effet, puisque la culture de la vigne se fait généralement sur plusieurs dizaines d'années, une parcelle en vigne à une date donnée a beaucoup de chances de l'être encore l'année d'après.

Une perspective intéressante mais plus complexe serait d'adapter la méthode d'ajustement des rangs en utilisant un réseau de courbes (et non plus de lignes droites) de façon à segmenter correctement les vignes en courbes de niveau.

On peut en outre espérer que l'augmentation de l'offre en données de télédétection à très haute résolution, conjointement à l'amélioration des capacités de stockage et de calcul informatiques, permette dans un futur proche de prendre en compte simultanément de nombreuses données pour améliorer les résultats. Par exemple, l'utilisation de plusieurs prises de vues dans une année pourrait aider à la détection des parcelles mais aussi à la caractérisation de l'entretien des interrangs en tant que pratique culturale.

Enfin, de façon générale, l'élaboration de méthodes robustes pour la détection d'objets naturels est un problème complexe qui conduit rarement à des résultats parfaits. Il serait donc intéressant de rendre l'outil développé plus interactif, pour prendre en compte les connaissances expertes apportées par les professionnels de la filière vitivinicole.

# Table des figures

1.1	<i>Spectre électromagnétique.</i> . . . . .	19
1.2	<i>Interactions rayonnement-cible. I onde incidente; A Absorption; T Transmission; R Réflexion.</i> . . . . .	20
1.3	<i>Exemples de courbes de réflectance.</i> . . . . .	21
1.4	<i>Processus de télédétection. A source d'énergie; B atmosphère; C cible; D capteur; E transmission, réception et traitement; F interprétation et analyse; G Application.</i> . . . . .	22
1.5	<i>Cycle végétatif de la vigne.</i> . . . . .	25
1.6	<i>Comparaison d'une image en couleurs naturelles et en infrarouge couleur. La végétation apparaît rouge sur l'image contenant de l'infrarouge.</i> . . . . .	25
1.7	<i>Schéma d'une vigne en gobelet (a) et palissée (b).</i> . . . . .	26
1.8	<i>Apport de la Très Haute Résolution Spatiale. Sur la même zone : a) image du satellite Quickbird (2.4 m de résolution); b) image aérienne (0,5 m de résolution). La structure en rangs de la vigne devient visible.</i> . . . . .	26
1.9	<i>Motifs de plantation en grille ou en ligne. Image aérienne pan-chromatique à 50 cm de résolution (commune de St Chinian).</i> . . . . .	27
1.10	<i>Exemples de différents entretiens de l'interrang. a) enherbé; b) travaillé mécaniquement; c) désherbé chimiquement.</i> . . . . .	27
1.11	<i>Exemples de différentes pratiques d'entretien de l'interrang. a) enherbé / travaillé un interrang sur deux; b) travaillé / désherbé trois interrangs sur quatre; c) travaillé / enherbé trois interrangs sur quatre.</i> . . . . .	28
2.1	<i>Exemple de calcul de matrices de cooccurrence à partir d'une image de dimension 4×5 ayant 4 niveaux de gris.</i> . . . . .	36
2.2	<i>Distance de calcul des matrices de cooccurrence vs orientation. Gauche : plus proches voisins. Droite : plus d'orientations implique des distances de calcul plus grandes.</i> . . . . .	36
2.3	<i>Image de synthèse contenant 4 textures orientées et une aléatoire. Les imagerie ont les mêmes moyennes radiométriques et le même type de bruit leur est appliqué.</i> . . . . .	37



2.4	<b>Indices d'Haralick.</b> Calculs effectués sur l'image de synthèse dans la direction $(d_x d_y) = (0, 1)$ . . . . .	39
2.5	<b>Détection des motifs orientés à l'aide du contraste d'Haralick.</b> Calcul du contraste sur fenêtre glissante dans les directions $0^\circ$ , $45^\circ$ , $90^\circ$ et $135^\circ$ . Calcul des quatre Indices de Contraste Orientés correspondants, dont on garde la valeur maximale pour chaque pixel (d'autant plus élevée que le motif est contrasté) ainsi qu'une estimation de la direction du motif (valeurs hétérogènes en cas d'absence d'orientation). . . . .	41
2.6	<b>Exemple de spectre de Fourier d'une fonction.</b> En haut, la fonction considérée dans le domaine spatial, somme d'un sinus et d'un cosinus de différentes amplitudes et oscillant à différentes fréquences. En bas le spectre de Fourier de la fonction avec les deux fréquences correspondantes et leur amplitude qui dépend de celle dans le domaine spatial. . . . .	44
2.7	<b>Fenêtre de Hanning en une dimension.</b> $x$ est l'indice spatial et $N$ est la taille de la fenêtre. . . . .	45
2.8	<b>Principe de décomposition d'une image en somme d'ondes élémentaires (BACCHUS)</b> . . . . .	45
2.9	<b>Schéma simplifié d'un spectre de Fourier.</b> Spectre symétrique centré sur la fréquence nulle. . . . .	46
2.10	<b>Effet de la fenêtre de Hanning.</b> a) image des anneaux de Saturne ( <a href="http://www.astronomes.com">http://www.astronomes.com</a> ), b) son spectre de Fourier, c) image d'origine multipliée par la fenêtre de Hanning, d) et son spectre de Fourier. Les lignes horizontales et verticales ont été éliminées. . . . .	47
2.11	<b>Exemple de spectre de Fourier d'un motif orienté.</b> a) Image d'un mur en briques, b) son spectre de Fourier. Des pics d'amplitude sont visibles perpendiculairement à la direction principale du motif. . . . .	48
2.12	<b>Exemple de spectres de Fourier pour des motifs périodiques</b> a) en lignes, b) en grille carrée, c) en grille quinconce. . . . .	48
2.13	<b>Exemple de spectres de Fourier d'extraits d'images de petite taille.</b> La partie gauche montre 3 images de taille $31 \times 31$ pixels, contenant des motifs en grille (haut), en ligne (milieu) et non périodique (bas), extraits d'une image aérienne (vigne en gobelet, vigne palissée, non vigne). Le centre montre le spectre de leur TF respectives. La partie droite montre les fréquences qu'il reste après seuillage (le même seuil est appliqué aux 3 images). . . . .	49
2.14	<b>Détection des motifs orientés à l'aide du calcul de la transformée de Fourier sur fenêtre glissante.</b> Le maximum d'amplitude est sélectionné dans un anneau correspondant aux fréquences recherchées, sa position donne la direction et la période du motif. . . . .	50
2.15	<b>Filtre de Gabor en 1 dimension.</b> a) et b) Parties réelle et imaginaire du filtre dans le domaine spatial, c) représentation dans le domaine fréquentiel. . . . .	51

2.16	<b>Utilisation du filtre de Gabor.</b> a) image d'origine, b) spectre de Fourier dans lequel un pic d'amplitude est sélectionné, c) module de l'image complexe issue du filtre de Gabor asymétrique, d) image issue d'un filtre symétrique (les valeurs étant signées, le zéro est représenté par un niveau de gris moyen). . . . .	52
2.17	<b>Schéma de la fonction récursive de la méthode Filtrage de Gabor Itératif.</b> La procédure s'arrête quand l'objet segmenté est de trop petite taille. . . . .	54
2.18	<b>Calcul de l'Indice Motif Orienté.</b> Seuls les motifs orientés et périodiques conservent un niveau élevé. . . . .	56
2.19	<b>Utilisation de la procédure CONTOUR.</b> a) image à segmenter; b) segmentation successive de chaque niveau de gris; c) résultat après élimination des objets trop petits ou inclus dans un autre objet. . . . .	57
2.20	<b>Processus de segmentation en trois étapes.</b> 1) Segmentation de l'image d'indice motif orienté qui sert de masque pour l'image de la période; 2) segmentation de l'image de l'orientation masquée qui sert de masque pour l'image de la période; 3) segmentation de l'image de la période. L'ordre des deux dernières segmentations n'a pas d'importance. . . . .	59
2.21	<b>Sous ensembles flous.</b> . . . . .	59
3.1	<b>Localisation de la zone d'étude.</b> Le bassin versant de Roujan se situe en région Languedoc-Roussillon (France). . . . .	64
3.2	<b>Prise de vue par ULM.</b> . . . . .	65
3.3	<b>Extrait de la zone d'étude.</b> Image en couleurs naturelles à 30 cm de résolution. . . . .	66
3.4	<b>Base de donnée géographique de la zone d'étude.</b> À chaque parcelle est associé un ensemble de relevés terrain et un lien vers une photographie prise au sol. . . . .	68
3.5	<b>Différentes configurations des résultats de segmentation.</b> . . . .	70
3.6	<b>Exemples de résultats de segmentation.</b> Les numéros correspondent aux différents cas considérés. . . . .	71
3.7	<b>Exemples de parcelles sous-segmentées.</b> a) Méthode ICO, des parcelles n'ayant pas la même orientation ou distance interrang peuvent être regroupées; b) Parcelles séparées par un fossé (TFL); c) différenciées par l'entretien des interrangs (TFL); d) différenciées par leur âge, non visible sur l'image aérienne (FGI). . . . .	74
3.8	<b>Exemples de détection de gobelets dans la région de Castilla La Mancha en Espagne.</b> a) Méthode TFL; b) méthode ICO. La méthode de contraste orienté ne détecte qu'une seule parcelle en grille et de façon partielle. Elle segmente en outre deux morceaux de route. Les résultats de segmentation de la méthode TFL sont relativement bons malgré de fortes variations de couleur dans l'image. . . . .	75

3.9	<b>Exemples de parcelles sur-segmentées.</b> a) les deux parcelles résultant de la segmentation recouvrent la parcelle réelle, b) et c) sur-segmentation associée à une segmentation partielle (cas 8). . . . .	75
3.10	<b>Exemples de parcelles non détectées.</b> a) parcelle de moins de trois ans (plantier); b) interrang inférieur à 1,70 m; c) nombre très élevé de pieds manquants et alternance d'entretien un interrang sur deux; d) parcelle enherbée. . . . .	77
3.11	<b>Exemple d'indice de qualité.</b> En noir : parcelle segmentée, en gris : parcelle réelle. Un indice de qualité faible peut être dû à un problème de forme ou à une valeur faible de l'indice motif orienté ou de l'amplitude du maximum du spectre de Fourier. . . . .	78
3.12	<b>Résultats de caractérisation de l'orientation par analyse fréquentielle au niveau de la parcelle segmentée par la méthode TFL.</b> . . . . .	80
3.13	<b>Résultats de caractérisation de la distance interrang par analyse fréquentielle au niveau de la parcelle segmentée par la méthode TFL.</b> . . . . .	80
3.14	<b>Exemples de parcelles dont l'orientation (a) ou la distance interrang (b) a mal été caractérisée (la distance interrang de la première parcelle n'a pas pu être mesurée sur l'image).</b> . . . . .	80
3.15	<b>Écarts entre les valeurs de distance interrang mesurées sur l'image et calculées à l'aide de la transformée de Fourier en fonction de l'aire de la parcelle segmentée par la méthode TFL.</b> . . . . .	81
3.16	<b>Écarts entre les valeurs de d'orientation mesurées sur l'image et calculées à l'aide de la transformée de Fourier en fonction de l'aire de la parcelle segmentée par la méthode TFL.</b> . . . . .	81
3.17	<b>Domaines des possibles pour l'orientation et la fréquence (donc période) dans le spectre de Fourier.</b> Le nombre d'orientations possibles est environ 2,4 fois plus important que celui des fréquences. Ce ratio tend à augmenter avec la taille de l'image; il est compris entre 8 et 9 pour des images de plus de 100×100 pixels. . . . .	82
3.18	<b>Influence de la position de l'objet par rapport à la prise de vue quand la taille du pixel est deux fois plus petite que la période du motif.</b> a) et c) positions de l'objet sur le terrain par rapport à la prise de vue; b) et d) résultats théoriques obtenus sur l'image. . . . .	85
3.19	<b>Zoom sur un extrait d'image à différentes résolutions.</b> a) 0,3 cm; b) 0,6 m; c) 1 m. . . . .	86
3.20	<b>Exemple de segmentation avec les résolutions 0,3 m (blanc) et 0,5 m (noir).</b> a) et b) certaines parcelles sont mieux segmentée à 0,3 m, d'autres à 0,5 m; c) un seul plantier supplémentaire est détecté à 0,3 m. . . . .	87

3.21	<b>Exemple de détection par les canaux : a) rouge seulement ; b) proche infrarouge seulement ; c) rouge et proche infrarouge . .</b>	89
3.22	<b>Influence de la date de prise de vue (image août 2005). a) la vigne taillée et palissée présente un fort contraste rang/interrang. b) la vigne en gobelet recouvre presque totalement le sol entre les rangs ; le motif périodique n'est donc plus visible et la parcelle non détectée. . . .</b>	90
3.23	<b>Influence de l'heure de prise de vue sur la présence d'ombres portées. (image de Gaia Mapping). . . . .</b>	90
3.24	<b>Influence de l'heure de prise de vue (image août 2005). a) l'ombre portée recouvre totalement l'interrang ; le motif périodique est donc peu visible et la parcelle non détectée ; b) l'ombre portée induit un motif de fréquence deux fois plus élevé que celle qui correspond aux rangs ; la segmentation de la parcelle est correcte, mais la distance interrang déterminée est deux fois plus petite. . . . .</b>	91
3.25	<b>Exemple de détection de verger sur une image du satellite Quickbird. . . . .</b>	92
3.26	<b>Exemple de segmentation de parcelles de vignes dont les rangs suivent les courbes de niveau. Canal rouge d'une image aérienne à 0,5 m de résolution (Douro - Portugal). . . . .</b>	93
4.1	<b>Processus de positionnement des rangs dans une parcelle. a) Remplissage de la parcelle par un réseau de segments ; b) sélection des minima locaux ; c) contrainte de distance interrang. . . . .</b>	100
4.2	<b>Radiométries moyennes d'un ensemble de segments (distants d'un pixel) sur une parcelle. Canal Rouge d'une image à 0,5m de résolution. . . . .</b>	100
4.3	<b>Exemple d'erreur de positionnement des rangs à l'intérieur des parcelles segmentées par la méthode TFL. a) Exemple de problème de caractérisation de l'orientation dû à une sous-segmentation ; b) La radiométrie moyenne d'un des rangs n'est pas un minimum local. c) Les rangs sont positionnés sur l'ombre portée. . . . .</b>	101
4.4	<b>Exemple d'ajustement des rangs. a) suppression, allongement et rétrécissement ; b) allongement et ajout. . . . .</b>	104
4.5	<b>Fusion de deux parcelles. a) Première segmentation ; b) Après ajustement des rangs : les parcelles se chevauchent beaucoup et ont les mêmes caractéristiques ; c) Après mise à jour des parcelles. . . . .</b>	105
4.6	<b>Séparation de deux parcelles. a) Première segmentation ; b) Après ajustement des rangs : les parcelles se chevauchent peu, ou n'ont pas les mêmes caractéristiques ; c) Après mise à jour des parcelles. . . . .</b>	106
4.7	<b>Exemples d'améliorations de la segmentation par l'ajustement des rangs. Lignes continues : parcelles initiales, lignes discontinues : parcelles ajustées. . . . .</b>	107

4.8	<b>Exemples d'améliorations significatives de la segmentation.</b> Lignes continues : parcelles initiales, lignes discontinues : parcelles ajustées. Parcelles initialement : a) partiellement segmentée; b) sur-segmentée; c) sous-segmentée. Segmentées de façon correcte après ajustement des rangs. . . . .	107
4.9	<b>Exemples de détériorations de la segmentation suite à l'ajustement des rangs.</b> Lignes continues : parcelles initiales, lignes discontinues : parcelles ajustées. a) parcelle éliminée par suppression de tout ses rangs; b) parcelle bien segmentée (en haut) regroupée avec une parcelle sur-segmentée; c) parcelle séparée en deux suite à une suppression consécutive de plusieurs rangs. . . . .	107
4.10	<b>Exemple d'amélioration de la segmentation par l'ajustement des rangs.</b> La première segmentation était très imprécise du fait d'un pas de déplacement de la fenêtre élevé. . . . .	109
4.11	<b>Exemple de détection de pieds manquants sur une placette n'ayant aucun manquant comptabilisé sur le terrain.</b> a) les segments correspondent aux manquants; b) Quelques zones entourées pour lesquelles il semble réellement y avoir des manquants, ou au moins, une baisse de vigueur. . . . .	111
4.12	<b>Exemple de détection de pieds manquants.</b> a) parcelle ayant plus de 20 % de pieds manquants; b) parcelle ayant moins de 1 % de pieds manquants; c) Erreur de détection due à l'enherbement sous les rangs. . . . .	112
4.13	<b>Exemples de parcelle dont le mode d'entretien du sol n'a pas été correctement caractérisé.</b> a) Parcelle dont le sol est travaillé mécaniquement deux interrangs sur trois et désherbé chimiquement un interrang sur trois; le motif est très peu marqué sur l'image. b) Parcelle totalement enherbée classée "1/2" et son spectre de Fourier. . . . .	114
4.14	<b>Profil radiométrique des interrangs d'une parcelle enherbée / travaillée un interrang sur deux.</b> a) Moyenne radiométrique de chaque interrang; les interrangs enherbés ont des radiométries proches dans les canaux rouge et vert. b) parcelle correspondante. . . . .	115
4.15	<b>Sous-ensembles flous définis pour la caractérisation du sol entre les rangs.</b> . . . . .	116
4.16	<b>Exemple de caractérisation du mode d'entretien du sol dans chaque interrang.</b> a) Caractérisation correcte; b) La parcelle est en fait travaillée et enherbée un rang sur deux; c) mauvaise caractérisation due à une variation de couleur dans le sol; d) parcelle enherbée un rang sur deux (commentaire de la base de données : peu d'herbe et plus ou moins sèche). . . . .	116

4.17	<i>Visualisation des résultats de segmentation et de la base de données géographique associée. Celle-ci contient, entre autres, l'évaluation de : l'orientation des rangs (DIR), la distance interrang (IR), l'indice de qualité (QUALITY), les types d'état du sol (SOLI1, SOIL2) et leur ratio (RAT), le taux de pieds manquants (MISS). Résultats après ajustement des rangs, sur le canal rouge de l'image de juin 2005 à 0,5 m de résolution.</i>	118
A.1	<i>Exemple de matrices de cooccurrence. Calcul pour un vecteur (0,1). Extraits (100 × 100 pixels) d'une image aérienne en panchromatique à 50 cm de résolution. Échelle logarithmique.</i>	147
A.2	<i>Exemple de matrices de cooccurrence (suite). Calcul pour un vecteur (0,1). Extraits (100 × 100 pixels) d'une image aérienne en panchromatique à 50 cm de résolution. Échelle logarithmique.</i>	148
C.1	<i>Capture d'écran de l'interface graphique.</i>	154
D.1	<i>Résultats de segmentation par la méthode ICO. Image juin 2005 - canal rouge - résolution 0,5 m - taille fenêtre 30 m.</i>	156
D.2	<i>Résultats de segmentation par la méthode FGI. Image juin 2005 - canal rouge - résolution 0,5 m - taille fenêtre 30 m.</i>	157
D.3	<i>Résultats de segmentation par la méthode TFL. Image juin 2005 - canal rouge - résolution 0,5 m - taille fenêtre 30 m.</i>	158
D.4	<i>Résultats de segmentation par la méthode TFL après ajustement des rangs. Image juin 2005 - canal rouge - résolution 0,5 m - taille fenêtre 30 m.</i>	159
E.1	<i>Légende des figures représentant un algorithme.</i>	161
E.2	<i>Algorithme de positionnement des rangs : contrainte radiométrique.</i>	162
E.3	<i>Algorithme de positionnement des rangs : contrainte de distance.</i>	162
E.4	<i>Algorithme d'ajustement d'un rang.</i>	163
E.5	<i>Algorithme d'ajustement d'une liste de rangs.</i>	164
E.6	<i>Algorithme de mise à jour des parcelles.</i>	165



# Liste des tableaux

3.1	<i>Caractéristiques des images utilisées pour la validation et les analyses de sensibilité.</i>	67
3.2	<i>Résultats des trois méthodes en nombre (et pourcentage) de parcelles réelles (sauf cas 7) pour un total de 114 parcelles et 77 ha. ICO : Indice Contraste Orienté; TFL : Transformée de Fourier Locale; FGI : Filtrage de Gabor Itératif.</i>	73
3.3	<i>Nombre (et pourcentage) de parcelles manquantes par catégories. Le nombre total par catégorie est indiqué entre parenthèses. Une seule parcelle est à la fois petite et d'interrang étroit (classe "étroite"); elle est comptabilisée dans la classe "petite".</i>	76
3.4	<i>Nombre (et pourcentage) de parcelles bien segmentées par catégories. Le nombre total par catégorie est indiqué entre parenthèses. Une seule parcelle est à la fois petite et d'interrang étroit (classe "étroite"); elle est comptabilisée dans la classe "petite".</i>	76
3.5	<i>Analyse de sensibilité à la taille de la fenêtre glissante. Valeurs en nombre de parcelles et en surface correctement détectée, pour un total de 114 parcelles et 77 ha. Canal rouge de l'image de juin 2005 à 0,5 m de résolution.</i>	84
3.6	<i>Analyse de sensibilité à la résolution spatiale de l'image. Valeurs en nombre de parcelles et en surface correctement détectée, pour un total de 114 parcelles et 77 ha. Canal rouge de l'image de juin 2005, fenêtre glissante de 30×30 m.</i>	86
3.7	<i>Analyse de sensibilité à la bande spectrale. Valeurs en nombre de parcelles et en surface correctement détectée, pour un total de 127 parcelles et 76 ha.</i>	88
4.1	<i>Amélioration de la segmentation par la recherche des rangs. Calculs réalisés sur le canal Rouge de l'image Avion Jaune à 0,5 m de résolution avec une fenêtre glissante de 30 m. Valeurs en nombre de parcelles et en surface correctement détectée, sur un total de 114 et 77 ha.</i>	106



4.2	<b>Réduction du temps de calcul grâce à la recherche des rangs.</b> <i>Calculs réalisés sur le canal Rouge de l'image de juin 2005 à 0,5 m de résolution avec une fenêtre glissante de 30 m. Temps en minutes pour chaque étape importante. . . . .</i>	109
4.3	<b>Effet de la réduction du temps de calcul sur les résultats.</b> <i>Calculs réalisés sur le canal Rouge de l'image de juin 2005 à 0,5 m de résolution avec une fenêtre glissante de 30 m. Valeurs en nombre de parcelles et en surface correctement détectée, sur un total de 114 et 77 ha. . . . .</i>	109
4.4	<b>Évaluation du nombre de pieds manquants sur 24 placettes.</b> <i>16 d'entre elles n'ont aucun manquants sur le terrain. . . . .</i>	111
4.5	<b>Classification des parcelles selon leur mode d'entretien du sol (en nombre de parcelles).</b> <i>La vérité terrain est en ligne, l'estimation à partir de l'image est en colonne. . . . .</i>	114
B.1	<b>Corrélation des indices d'Haralick.</b> <i>L'indice de corrélation de Spearman a été calculé sur l'image de synthèse (figure 2.3). Les valeurs de corrélation supérieure à 0,9 (en gras) sont considérées élevées. Ces corrélations peuvent être différentes pour d'autres types de motifs. . . .</i>	152

# Bibliographie

- M. Abdulhady, H. Abbas, et S. Nassar. Fabric fault classification using neural trees. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, volume 6, pages 114–117, 2002.
- F. Alonso, M. E. Algorri, et F. Flores-Mangas. Composite index for the quantitative evaluation of image segmentation results. In *Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEE EMBS, San Francisco, USA*, 2004.
- P. Andrieux. Effets des pratiques culturales sur le ruissellement et l'érosion. In *Vigne, sol et environnement*, Montpellier, février 2006.
- P. Andrieux, X. Louchart, M. Voltz, et Bourgeois T. Déterminisme du partage infiltration-ruissellement sur parcelles de vigne en climat méditerranéen. In *Colloque contribution des eaux souterraines au fonctionnement des hydrosystèmes, conséquences pour la gestion, Comité national français de l'AIH, Documents du BRGM*, volume 256, pages 7–11, Avignon, 21 Novembre 1995.
- M. Arán, P. Villar, J. Xandri, L. Albizua, A. Lerános, M. Zalba, et X. Farré. Estudio de las relaciones entre las propiedades del suelo, cubierta vegetal y respuesta espectral en el cultivo de viña. In *Teledetección : medio ambiente y cambio global*, pages 29–32. Martínez Casanovas, J. A. and Rosell Urrutia, J. I., 2001.
- V. Arvis, C. Debain, M. Berducat, et A. Benassi. Generalization of the cooccurrence matrix for colour images : application to colour texture classification. *Image Analysis and Stereology*, 23:63–72, 2004a.
- V. Arvis, B. Michalet-Doreau, et C. Debain. A new methodology to appraise the physical characteristics of maize silage by image processing : effect of the ensiling process. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 84(14):1848–1854, 2004b.
- S. Z. Aykut, R. Gurcan, et I. Erer. 2-d orthogonal lattice filter based image segmentation. In *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, volume 6, pages 3814–3817, 2004.
- Projet européen BACCHUS. *Guide d'utilisation du logiciel BACCHUS*, 2005.
- S. Bacha. Caractérisation de la signature spectrale, spatiale et temporelle d'un couvert végétal discontinu et structuré : la vigne. Mise au point de la méthode d'étalonnage. Master's thesis, ENSA Montpellier, 1990.

- O. Bardou. Traitement d'image haute résolution pour la reconnaissance du mode de conduite de la vigne. Master's thesis, Ecole Nationale d'Ingénieurs des Travaux Agricoles, 2005.
- A. Blake et C. Marinos. Shape from texture: estimation, isotropy and moments. *Artificial Intelligence*, 45(3):323–380, 1990.
- W. Bobillet, J.-P. Da Costa, C. Germain, O. Lavialle, et G. Grenier. Row detection in high resolution remote sensing images of vine fields. In J. Stafford et A. Werner, editors, *European Conference on Precision Agriculture*, pages 81–87, Berlin, 2003. Wageningen academic publishers.
- R. B. Brown, D. W. Lamb, et M. M. Sidahmed. Using grape leaf reflectance for spatially variable vineyard management. In *ASAE Annual International Meeting 2004*, pages 563–571, 2004.
- V. Caselles, R. Kimmel, et G. Sapiro. Geodesic active contours. *International Journal of Computer Vision*, 22(1):61–79, 1997.
- Centre Canadien de Télédétection CCT. *Notions fondamentales de télédétection*.
- J. Chanussot, P. Bas, et L. Bombrum. Airborne remote sensing of vineyards for the detection of dead vine trees. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '05, Seoul Korea (IEEE International)*, volume 5, pages 3090–3093, 2005.
- P. C. Chen et T. Pavlidis. Segmentation by texture using a cooccurrence matrix and a split-and-merge algorithm. *Computer Graphs and Image Processing*, 10:172–182, 1979.
- D. A. Clausi. Comparison and fusion of cooccurrence, gabor and MRF texture features for classification of SAR sea-ice imagery. *Atmosphere ocean*, 39(3):183–194, 2001.
- D. A. Clausi et Y. Zhao. Grey level cooccurrence integrated algorithm (GLCIA) : a superior computational method to rapidly determine cooccurrence probability texture features. *Computers and geosciences*, 29:837–850, 2003.
- J.-P. Cocquerez et S. Philipp. *Analyse d'images : filtrage et segmentation*. 2003.
- J. M. Coggins. *A framework for texture analysis based on spatial filtering*. PhD thesis, Computer Science Department, Michigan State University, East Lansing, Michigan, 1982.
- J. W. Cooley et J. W. Tukey. An algorithm for the machine calculation of complex Fourier series. *Mathematics of Computation*, 19(90):297–301, 1965.
- P. L. Correia et F. Pereira. Objective evaluation of video segmentation quality. *IEEE Transactions on Image Processing*, 12(2):186–200, 2003.
- G. Coulouma et P. Lagacherie. Diagnostic de l'état de tassement des sols viticoles en plaine Héraultaise. In *Vigne, sol et environnement*, Montpellier, février 2006.

- L. S. Davis, S. A. Johns, et J. K. Aggarwal. Texture analysis using generalized co-occurrence matrices. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-1:251–259, 1979.
- C. Delenne. Si fourier n’était pas né... Poster de vulgarisation scientifique, présenté dans le cadre de la fête de la science, Montpellier, 2005.
- C. Delenne, S. Durrieu, G. Rabatel, et M. Deshayes. Frequency analysis for vineyard detection and characterization from airborne images. In *Fifth International Workshop on Information Optics (WIO)*, Toledo (Spain), June 2006a.
- C. Delenne, S. Durrieu, G. Rabatel, M. Deshayes, J.-S. Bailly, C. Lelong, et P. Couteron. Textural approaches for vineyard detection and characterization using very high spatial resolution remote-sensing data. *submitted to International Journal of Remote Sensing*, 2006b.
- C. Delenne, G. Rabatel, V. Agurto, et M. Deshayes. Vine plot detection in aerial images using fourier analysis. In S. Lang, T. Blaschke, et E. Schöpfer, editors, *1st International Conference on Object-based Image Analysis (OBIA 2006)*, 2006c.
- H. Deng et D. A. Clausi. Unsupervised image segmentation using a simple MRF model with a new implementation scheme. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, 43(3):528–537, March 2005.
- J. Desachy. *Contribution à l’étude de la texture en télédétection*. PhD thesis, Université Paul Sabatier, Toulouse, 1980.
- N. Desassis, P. Monestiez, J.-N. Bacro, P. Lagacherie, et J.-M. Robbez-Masson. Mapping unobserved factors on vine stock mortality. In *Geostatistics for Environmental Applications*, Springer, Vienne, 2004.
- S. Z. Dobrowski, S. L. Ustin, et J. A. Wolpert. Remote estimation of vine canopy density in vertically shoot-positioned vineyards: determining optimal vegetation indices. *Australian Journal of Grape and Wine Research*, 8(2):117–125, 2002.
- J. M. H. du Buf. Towards unsupervised texture segmentation using Gabor spectral decomposition. In *5th Int. Conf. on Image Analysis and Processing*, pages 65–72, Positano, Italy, 1989.
- C. W. Emerson, N. S.-N. Lam, et D. A. Quattrochi. Multi-scale fractal analysis of image texture and pattern. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 65(1):51–61, January 1999.
- H. Enjalbert et B. Enjalbert. *L’histoire de la vigne et du vin*. 1987.
- R. S. Fawcett, B. R. Christensen, et D. P. Tierney. The impact of conservation tillage on pesticide runoff into surface water: a review and analysis. *Journal of Soil and Water Conservation*, 49:126–135, 1994.
- J. Fourier. *Théorie analytique de la chaleur*. Firmin Didot, Père et Fils, 1822.

- D. Gabor. Theory of communication. *Journal of the Institution of Electrical Engineers*, 93(26):429–457, 1946.
- B.-C. Gao. NDWI - a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, 58:257–266, 1996.
- L. Garcin, X. Descombes, J. Zerubia, et Le Men H. Building detection by Markov object processes and a MCMC algorithm. Technical Report 4206, INRIA, 2001.
- C. Germain. *Contribution à la caractérisation multi-échelle de l'anisotropie des images texturées*. PhD thesis, Université de Bordeaux I, 1997.
- M.-C. Girard et C. M. Girard. *Traitement des données de télédétection*. INA, Paris-Grignon, Août 1999. ISBN 2 10 004185 1.
- D. E. Goldberg. *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*. Addison-Wesley, 1989.
- P. Gong, S. A. Mahler, G. S. Biging, et D. A. Newburn. Vineyard identification in an oak woodland landscape with airborne digital camera imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 24(6):1303–1315, 2003.
- R. C. Gonzales et R. E. Woods. *Digital Image Processing*. T. Robbins, 3rd edition, 2002.
- F. A. Gougeon. A crown-following approach to the automatic delineation of individual tree crowns in high spatial resolution aerial images. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 21(3):274–284, Octobre 1995.
- J. Granett, J. De Benedictis, J. Wolpert, E. Weber, et Goheen. Deadly insect pest poses increased risk to north coast vineyards. *California Agriculture*, 45(2):30–32, 1991.
- Z. Q. Gu, C. N. Duncan, P. M. Grant, C. F. N. Cowan, E. Renshaw, et M.A. Muggleston. Textural and spectral features as an aid to cloud classification. *International Journal of Remote Sensing*, 12(5):953–968, 1991.
- D. Hagyard, M. Razaz, et P. Atkin. Analysis of watershed algorithms for greyscale images. In *IEEE International Conference on Image Processing*, volume 3, pages 41–44, 1996.
- A. Hall, J. Louis, et D. Lamb. Characterising and mapping vineyard canopy using high-spatial-resolution aerial multispectral images. *Computers and Geosciences*, 29: 813–822, 2003.
- R. M. Haralick. Statistical and structural approaches to texture. *Proc IEEE*, 67(5): 786–804, May 1979.
- R. M. Haralick, K. Shanmugam, et I. Dinstein. Textural features for image classification. *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics*, 3:610–621, 1973.

- J. H. Holland. Adaptation in natural and artificial systems. *University of Michigan Press*, 1975.
- S. L. Horowitz et T. Pavlidis. Picture segmentation by a directed split-and-merge procedure. In *2nd International Joint Conference on Pattern Recognition*, Copenhagen, DK., 1974.
- A. K. Jain et F. Farrokhnia. Unsupervised texture segmentation using Gabor filters. *Pattern Recognition*, 24:1167–1186, 1991.
- A. K. Jain, Y. Zhog, et M.-P. Dubuisson-Jolly. Deformable template models: A review. *Signal Processing*, 71:109–129, 1998.
- L. F Johnson, D. E. Roczen, S. K Youkhana, R. R. Nemani, et D. F. Bosch. Mapping vineyard leaf area with multispectral satellite imagery. *Computers and electronics in agriculture*, 38:33–44, 2003.
- L. Jonhson, B. Lobitz, R. Armstrong, R. Baldy, E. Weber, J. De Benedictis, et D. Bosh. Airborne imaging for vineyard canopy evaluation. *California Agriculture*, 50(4), 1996.
- C. Millier C. Puech P. Kosuth J.S. Bailly, P. Lagacherie. Comparison of artificial drainage network detection rates in cultivated landscapes with lidar and high resolution irc images. In *European Geophysical Society*, 2006.
- B. Julesz. Textons, the elements of texture perception, and their interaction. *Nature*, 290:91–97, 1981.
- C. Kao, S. Bouarfa, et D. Zimmer. Steady state analysis of unsaturated flow above a shallow water-table aquifer drained by ditches. *Journal of Hydrology*, 250:122–133, 2001.
- M. Kass, A. Witkin, et Terzopoulos D. Snakes : Active contour models. *International Journal Of Computer Vision*, 55:321–331, 1988.
- M. Lachiver. *vins,vignes et vigneron*s : *Histoire du vignoble français*. 2002.
- P. Lagacherie, C. Collin-Bellier, et N. Goma-Fortin. Evaluation et analyse de la variabilité spatiale de la mortalité des ceps dans un vignoble languedocien à partir de photographies aériennes à haute résolution. *Journal International des sciences de la Vigne et du Vin*, 35:141–148, 2001.
- D. W. Lamb, M. M. Weedon, et R. G. V. Bramley. Using remote sensing to predict grape phenolics and colour at harvest in a Cabernet Sauvignon vineyard: Timing observation against vine phenology and optimising resolution. *Australian Journal of Grape and Wine Research*, 10(1):46–54, 2004.
- S. Lanjeri, J. Melia, et D. Segarra. A multi-temporal masking classification method for vineyard monitoring in central Spain. *International Journal of Remote Sensing*, 22(16):3167–3186, 2001.

- R. G. Lathrop, P. Montesano, et S. Haag. A multi-scale segmentation approach to mapping seagrass habitats using airborne digital camera imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 72(6):665–675, June 2006.
- J.-H. Lee et W. D. Philpot. Spectral texture pattern matching: A classifier for digital imagery. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, 29(4):545–554, July 1991.
- V. Leemans et M. F. Destain. Line cluster detection using a variant of the hough transform for culture row localisation. *Image and Vision Computing*, 24(5):541–550, May 2006.
- C. Lelong. Uganda coffee wilt disease and remote sensing project. Technical Report 31, Département amélioration des méthodes pour l’innovation scientifique CIRAD-AMIS, 2003.
- C. C. D. Lelong et A. Thong-Chane. Application of textural analysis on very high resolution panchromatic images to map coffee orchards in Uganda. In *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, pages 1007–1009, 2003.
- J. Leonard et P. Andrieux. Infiltration characteristics of soils in Mediterranean vineyards in Southern France. *Catena*, 32(3-4):209–223, June 1998.
- P. Levaï-Boyer. *L’année économique et sociale 2002 en Languedoc-Roussillon*, chapter Viticulture et production bovine : sortie des crises ?, pages 65–69. INSEE, 2002.
- Y.-C. Lin, Y.-P. Tsai, Y.-P. Hung, et Z.-C. Shih. Comparison between immersion-based and toboggan-based watershed image segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 15(3):632–640, March 2006.
- P. Llobera Mahy. Contribution à l’étude du dépérissement du vignoble languedocien. Master’s thesis, Universitat de Lleida, 2002.
- A. Lobay et D. A. Forsyth. Shape from texture without boundaries. *International Journal of Computer Vision*, 67(1):71–91, 2006.
- D. Manfaat, A. H. B. Duffy, et B. S. Lee. Review of pattern matching approaches. *Knowledge Engineering Review*, 11(2):161–189, 1996.
- V. Manian et R. Vásquez. Texture analysis and synthesis: a review of recent advances. In *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*, volume 5108, pages 242–250, 2003.
- D. J. Marceau, P. J. Howarth, J.-M. M Dubois, et D. J. Gratton. Evaluation of grey level co-occurrence matrix method for land-cover classification using SPOT imagery. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, 28(4):513–519, 1990.
- S. Marofi. *Dynamique des échanges hydrologiques entre réseau de fossés et nappes superficielles dans un bassin versant méditerranéen*. PhD thesis, ENSA Montpellier, 1999.

- H. Maître. *Le traitement des images*. Hermes Science Publications, 2003.
- K. A. Minden et W. R. Philipson. Grapevine canopy reflectance and yield. In *8th International Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data*, pages 430–433, Purdue University, West Lafayette, Indiana, July 1982.
- F. J. Montero, J. Melia, A. Brasa, D. Segarra, A. Cuesta, et S. Lanjeri. Assessment of vine development according to available water resources by using remote sensing in La Mancha, Spain. *Agricultural Water Management*, 40:363–375, 1999.
- M. T. Moore, E. R. Bennett, C. M. Cooper, S. Smith, F. D. Shields, C. D. Milam, et J. L. Farris. Transport and fate of atrazine and lambda-cyhalothrin in an agricultural drainage ditch in the Mississippi Delta, USA. *Agriculture Ecosystems and Environment*, 87:309–314, 2001.
- D. I. Morales, M. Moctezuma, et F. Parmiggiani. Urban and non urban area classification by texture characteristics and data fusion. In *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, volume 6, pages 3504–3506, 2003.
- S. W. Myint. Fractal approaches in texture analysis and classification of remotely sensed data: Comparisons with spatial autocorrelation techniques and simple descriptive statistics. *International Journal of Remote Sensing*, 24:1925–1947, 2003.
- B. Naert. Caractérisation de la signature spectrale, spatiale et temporelle des vignes et des vergers. Application à la télédétection du sol et de la culture. In *Actes Du Troisième Séminaire International Des Signatures Spectrales*, pages 467–474, les Arcs, France, 16-20 decembre 1985.
- Y. O. Ouma et R. Tateishi. A fast environmental change detection approach based on unsupervised multiscale texture clustering. *International Journal of Environmental Studies*, 62(1):79–93, 2005.
- J. Peñuelas, J. Piñol, R. Ogaya, et I. Filella. Estimation of plant water concentration by the reflectance water index (R900/R970). *International Journal of Remote Sensing*, 18:2869–2875, 1997.
- P. Perona et J. Malik. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12(7):629–639, 1990.
- J. Plantier, L. Boutté, et S. Lelandais. Defect detection on inclined textured planes using the shape from texture method and the delaunay triangulation. *Eurasip Journal on Applied Signal Processing*, 7:659–666, 2002.
- S. Prat. *Caractérisation de végétations régulières par télédétection à très haute résolution spatiale : Application à l'analyse texturale de parcelles viticoles*. DESS Statistiques et Traitement du Signal, Université Blaise Pascal, Clermont Ferrand, Septembre 2002.



- G. Rabatel, C. Debain, C. Delenne, et M. Deshayes. *"BACCHUS": methodological approach for vineyard inventory and management*, chapter 4, Textural and structural analysis, pages 67–87. European Commission DG Research, 2006a.
- G. Rabatel, C. Delenne, V. Agurto, et M. Deshayes. Vine plot detection from very high spatial resolution images using Gabor filters in a recursive processing scheme. *soumis à Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006b.
- T. Ranchin, B. Naert, M. Albuissou, G. Boyer, et P. Astrand. An automatic method for vine detection in airborne imagery using wavelet transform and multiresolution analysis. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 67(1):91–98, Janvier 2001.
- T. R. Reed et J. M. H. Du Buf. A review of recent texture segmentation and feature extraction techniques. *CVGIP: Image Understanding*, 57:359–372, 1993.
- J. R. Rodriguez, D. Miranda, et C. J. Alvarez. Application of satellite images to locate and inventory vineyards in the designation of origin "Bierzo" in Spain. *America Society of Agricultural and Biological Engineers*, 49(1):277–290, 2006.
- E. Rubio, M. M. Artigao, V. Caselles, C. Coll, et E. Valor. Cartografiado de la vid con datos Landsat TM. Aplicación a la zona de Tomelloso (Ciudad Real). *Revista de Teledetección*, 15:47–56, 2001.
- S. J. Sangwine et A. E. Todd. Hypercomplex auto- and cross-correlation of color images. In *IEEE International Conference on Image Processing*, volume 4, pages 319–322, 1999.
- H. R. Schultz. Leaf absorptance of visible radiation in *Vitis vinifera* L.: Estimates of age and shade effects with a simple field method. *Scientia Horticulturae*, 66(1-2): 93–102, 1996.
- M. Sentex. *Télédétection: Application à la viticulture*. D.a.a. viticulture, Ecole Nationale Supérieure d'Agronomie, Montpellier, France, 1984.
- D. A. Sims et J. A. Gamon. Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages. *Remote Sensing of Environment*, 81:337–354, 2002.
- D. Smutek, R. Šára, P. Sucharda, T. Tjahjadi, et M. Švec. Image texture analysis of sonograms in chronic inflammations of thyroid gland. *Ultrasound in Medicine and Biology*, 29(11):1531–1543, Novembre 2003.
- L. K. Soh et C. Tsatsoulis. Texture analysis of SAR sea ice imagery using gray level co-occurrence matrices. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 37(2):780–795, 1999.
- A. E. Svolos et A. Todd-Pokropek. Time and space results of dynamic texture feature extraction in MR and CT image analysis. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2(2):48–54, 1998.

- L. J. Trolier, W. R. Philipson, et W. D. Philpot. Landsat TM analysis of vineyards in New York. *International Journal of Remote Sensing*, 10:1277–1281, 1989.
- D.-M. Tsai, C.-P. lin, et K.-T. Huang. Defect detection in coloured texture surfaces using Gabor filters. *Imaging Science Journal*, 53(1):27–37, March 2005.
- D.-M. Tsai et C.-H. Yang. A quantile-quantile plot based pattern matching for defect detection. *Pattern Recognition Letters*, 26(13):1948–1962, 2005.
- M. Tuceryan et A. K. Jain. *The Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision (2nd Edition)*, chapter 2.1, pages 207–248. World Scientific Publishing Co., 1998.
- M. Unser. Sum and difference histograms for texture classification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 8(1):118–125, 1986.
- M.N.M. Van Lieshout. *Stochastic geometry models in image analysis and spatial statistics*. CWI Tract Amsterdam, 1995.
- B. Van Wesemael, X. Rambaud, J. Poesen, M. Muligan, E. Cammeraat, et A. Stevens. Spatial patterns of land degradation and their impacts on the water balance of rainfed treecrops: A case study in South East Spain. *Geoderma*, 133(1-2):43–56, July 2006.
- M. S. Verma, L. Pratt, C. Ganesh, et C. Medina. Hair-MAP: A prototype automated system for forensic hair comparison and analysis. *Forensic Science International*, 129(3):168–186, Octobre 2002.
- Viniflor. Office national interprofessionnel des fruits, des légumes, des vins et de l’horticulture, 2006. <http://www.onivins.fr>.
- M. Voltz et J. Albergel. Impact des actions anthropiques sur les transferts de masse dans les hydrosystèmes méditerranéens ruraux. Technical report, OMERE Observatoire Méditerranéen de l’Environnement Rural et de l’Eau., 2002.
- M. Voltz, P. Andrieux, et X. Louchart. Quelles techniques d’entretien du sol pour limiter la contamination des eaux par les pesticides? In *Vigne, sol et environnement*, Montpellier, février 2006.
- M. Voltz, X. Louchart, P. Andrieux, et B. Lennartz. Processes of pesticide dissipation and water transport in a Mediterranean farmed catchment. *International Association of Hydrological Sciences Publication*, 278:422–428, 2003.
- Press W. H., Teukolsky S. A., Vetterling W.T., et B. P. Flannery. *Numerical recipes in C*. Press syndicate of the university of Cambridge, 1992.
- T. A. Warner, J. Y. Lee, et J. B. McGraw. Delineation and identification of individual trees in the eastern deciduous forest. In Natural resources Canada, editor, *Automated interpretation of high spatial resolution digital imagery for forestry.*, pages 81–91, Victoria, British Columbia, Février 1998. International Forum, Pacific Forestry Center.

- T. A. Warner et K. Steinmaus. Spatial classification of orchards and vineyards with high spatial resolution panchromatic imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 71(2):179–187, 2005.
- T. Wassenaar. *Reconnaissance des états de surface du sol en milieu viticole méditerranéen par télédétection à très haute résolution spatiale*. PhD thesis, Ecole Nationale Supérieure d’Agronomie de Montpellier, 2001.
- T. Wassenaar, P. Andrieux, F. Baret, et J.-M. Robbez-Masson. Soil surface infiltration capacity classification based on the bi-directional reflectance distribution function sampled by aerial photographs. The case of vineyards in a Mediterranean area. *Catena*, 62:94–110, 2005.
- T. Wassenaar, F. Baret, et J.-M. Robbez-Masson. Sunlit soil surface extraction from remotely sensed imagery of perennial, discontinuous crop areas; the case of Mediterranean vineyards. *Agronomie*, 21:235–245, 2001.
- T. Wassenaar, J.-M. Robbez-Masson, P. Andrieux, et F. Baret. Vineyard identification and description of spatial crop structure by per-field frequency analysis. *International Journal of Remote Sensing*, 23(17):3311–3325, 2002.
- H. Wechsler. Texture analysis: A survey. *Signal Processing*, 2(3):271–282, July 1980.
- T. P. Weldon, W. E. Higgins, et D. F. Dunn. Efficient Gabor filter design for texture segmentation. *Pattern Recognition*, 29:2005–2015, 1996.
- J. S. Weszka, C. R. Dyer, et A. Rosenfeld. A comparative study of texture measure for terrain classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, SMC-6(4):269–286, 1976.
- W. Wildman, R. Nagaoka, et L. Lider. Monitoring spread of grape phylloxera by color infrared aerial photography and ground investigation. *American Journal of Enology and Viticulture*, 34(2):83–94, 1983.
- W. E. Wildman. Color infrared: a valuable tool in vineyard management. In *7th Workshop on Color aerial Photography in Plant Sciences and Related Fields*, pages 229–238, Davis, California, May 1979.
- L. A. Zadeh. Fuzzy sets. *Information and Control*, 8:338–353, 1965.
- P. J. Zarco-Tejada, A. Berjón, R. López-Lozano, J. R. Miller, P. Martín, V. Cachorro, M. R. González, et A. de Frutos. Assessing vineyard condition with hyperspectral indices: Leaf and canopy reflectance simulation in a row-structured discontinuous canopy. *Remote Sensing of Environment*, 99:271–287, 2005.
- P. J. Zarco-Tejada, J. R. Miller, A. Morales, Berjón A., et J. Agüera. Hyperspectral indices and model simulation for chlorophyll estimation in open-canopy tree crops. *Remote Sensing of Environment*, 90(4):463–476, 2004.

- P. J. Zarco-Tejada, G. H. Mohammed, et T. L. Noland. Chlorophyll fluorescence effects on vegetation apparent reflectance: I. leaf-level measurements and simulation of reflectance and transmittance spectra. *Remote Sensing of Environment*, 74(3): 582–595, 2000.
- K. H. Zou, S. K. Warfield, A. Bharatha, C. M. Tempany, M. R. Kaus, S. J. Haker, W. M. Wells, F. A. Jolesz, et R. Kikinis. Statistical validation of image segmentation quality based on a spatial overlap index. *Academic Radiology*, 11(2):178–189, 2004.



# ANNEXES



## Annexe A

### Exemples de matrices de cooccurrence

Les figures A.1 et A.2, montrent sous forme d'images quelques exemples de matrices de cooccurrence calculées sur différents objets d'une image aérienne.

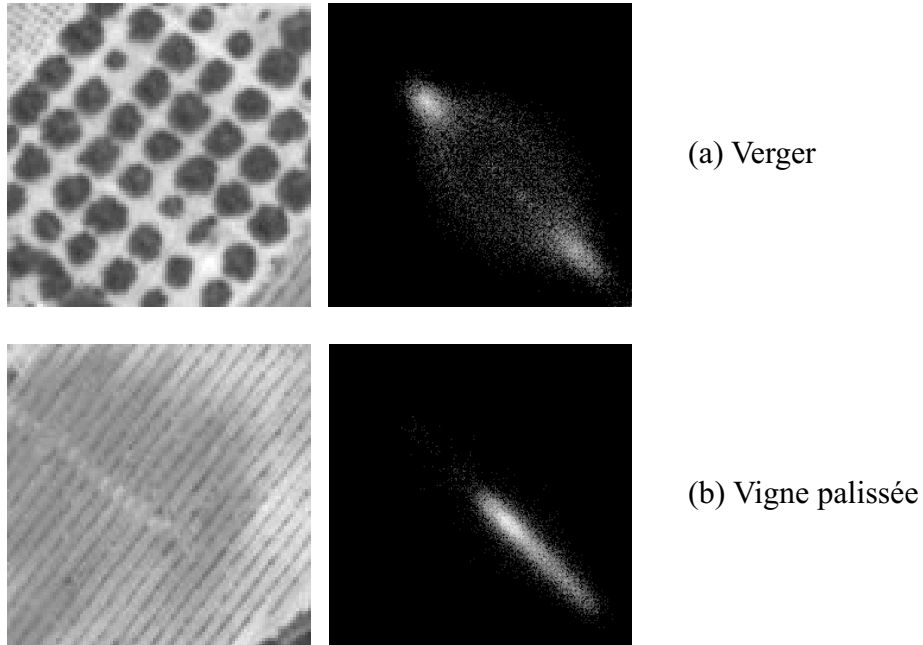


FIG. A.1: *Exemple de matrices de cooccurrence. Calcul pour un vecteur  $(0,1)$ . Extraits  $(100 \times 100$  pixels) d'une image aérienne en panchromatique à 50 cm de résolution. Échelle logarithmique.*



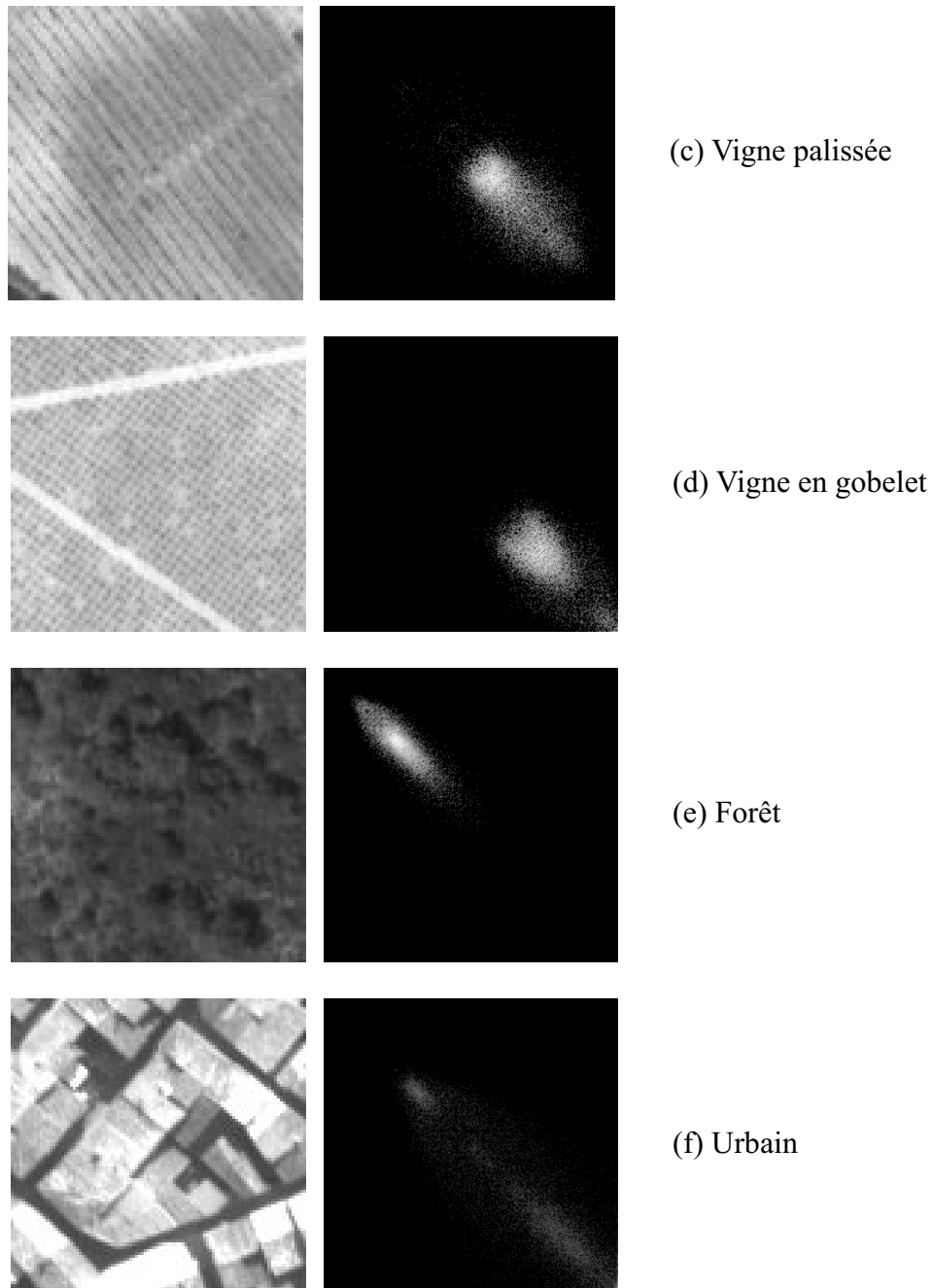


FIG. A.2: *Exemple de matrices de cooccurrence (suite). Calcul pour un vecteur  $(0,1)$ . Extraits  $(100 \times 100$  pixels) d'une image aérienne en panchromatique à 50 cm de résolution. Échelle logarithmique.*

# Annexe B

## Indices d'Haralick

Dans Haralick et al. [1973], 14 indices ont été définis à partir de la matrice de cooccurrence pour caractériser les textures. Ils sont rappelés dans cette annexe avec les notations suivantes :

- $N_g$  : Nombre de niveaux de gris distincts dans l'image
- $\sum_i, \sum_j, \sum_{i=1}^{N_g}, \sum_{j=1}^{N_g}$  respectivement
- $\sum_{ij} : \sum_i \sum_j$
- $p_{ij}$  : entrée  $(i, j)$  de la matrice de cooccurrence normalisée
- $p_x(i) = \sum_j p_{ij}$  : entrée  $i$  de la matrice de probabilité obtenue en sommant sur les lignes de  $P(i, j)$
- $p_y(j) : \sum_i p_{ij}$
- $p_{x+y}(k) = \sum_{i+j=k} p_{ij}, k = 2, 3, \dots, 2N_g$  (somme sur les diagonales principales)
- $p_{x-y}(k) = \sum_{|i-j|=k} p_{ij}, k = 0, 1, \dots, N_g - 1$  (somme sur les diagonales secondaires)

**Remarque :** La traduction en Français de ces indices étant variable selon les auteurs, je conserve les noms anglais donnés par Haralick.

1. Angular Second Moment :

$$f_1 = \sum_{ij} p_{ij}^2 \quad (\text{B.1})$$

2. Contrast:

$$f_2 = \sum_{n=0}^{N_g-1} n^2 p_{x-y}(n) \quad (\text{B.2})$$

3. Correlation:

$$f_3 = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y} \left( \sum_{ij} (ij p_{ij}) - \mu_x \mu_y \right) \quad (\text{B.3})$$

où  $\mu_x$ ,  $\mu_y$ ,  $\sigma_x$  et  $\sigma_y$  sont les moyennes et les écart-types de  $p_x$  et  $p_y$ .

4. Sum Of Squares :

$$f_4 = \sum_{ij} (i - \mu)^2 p_{ij} \quad (\text{B.4})$$

5. Inverse Different Moment :

$$f_5 = \sum_{ij} \frac{1}{1 + (i - j)^2} p_{ij} \quad (\text{B.5})$$

6. Sum Average :

$$f_6 = \sum_{i=2}^{2N_g} i p_{x+y}(i) \quad (\text{B.6})$$

7. Sum Variance:

$$f_7 = \sum_{i=2}^{2N_g} (i - f_6)^2 p_{x+y}(i) \quad (\text{B.7})$$

8. Sum Entropy:

$$f_8 = - \sum_{i=2}^{2N_g} p_{x+y}(i) \log(p_{x+y}(i)) \quad (\text{B.8})$$

Puisque la probabilité  $p_{x+y}(i)$  peut être nulle et que  $\log(0)$  n'est pas défini, il est recommandé d'utiliser le terme  $\log(p + \epsilon)$  où  $\epsilon$  est une constante arbitraire, petite et positive.

9. Entropy :

$$f_9 = - \sum_{ij} p_{ij} \log(p_{ij}) \quad (\text{B.9})$$

10. Difference Variance :

$$f_{10} = \sigma^2(p_{x-y}) \quad (\text{B.10})$$

11. Difference Entropy :

$$- \sum_i p_{x-y}(i) \log(p_{x-y}(i)) \quad (\text{B.11})$$

12. Information Measures Of Correlation :

$$f_{12} = \frac{HXY - HXY1}{\max(HX, HY)} \quad (\text{B.12})$$

## 13. Information Measures Of Correlation :

$$f_{13} = (1 - \exp[-2(HXY2 - HXY)])^{\frac{1}{2}} \quad (\text{B.13})$$

$$HXY = - \sum_{ij} p_{ij} \log(p_{ij})$$

où  $HX$  et  $HY$  sont les entropies de  $p_x$  et  $p_y$  et

$$HXY1 = - \sum_{ij} p_{ij} \log(p_x(i)p_y(j))$$

$$HXY2 = - \sum_{ij} p_x(i)p_y(j) \log(p_x(i)p_y(j))$$

## 14. Maximal Corrélation Coefficient :

$$f_{14} = (\text{second largest eigenvalue of } Q)^{\frac{1}{2}} \quad (\text{B.14})$$

où

$$Q_{ij} = \sum_k \frac{p_{ik}p_{jk}}{p_x(i)p_y(k)}$$

	<i>f1</i>	<i>f2</i>	<i>f3</i>	<i>f4</i>	<i>f5</i>	<i>f6</i>	<i>f7</i>	<i>f8</i>	<i>f9</i>	<i>f10</i>	<i>f11</i>	<i>f12</i>	<i>f13</i>
<i>f1</i>	1	-0,08	0,03	0,12	0,8	0,24	<b>0,97</b>	-0,17	-0,11	0,83	-0,08	0,32	0,05
<i>f2</i>		1	0,63	0,66	-0,17	0,52	-0,12	<b>0,90</b>	<b>0,93</b>	-0,14	<b>0,91</b>	0,6	0,7
<i>f3</i>			1	0,64	0,18	0,53	0,02	0,78	0,75	0,23	0,6	0,58	0,77
<i>f4</i>				1	0,16	<b>0,96</b>	0,13	0,67	0,64	0,22	0,59	0,46	0,53
<i>f5</i>					1	0,27	0,87	-0,08	-0,16	<b>0,95</b>	-0,13	0,22	0,13
<i>f6</i>						1	0,26	0,54	0,51	0,3	0,51	0,39	0,41
<i>f7</i>							1	-0,20	-0,17	0,89	-0,13	0,31	0,04
<i>f8</i>								1	<b>0,96</b>	-0,1	<b>0,92</b>	0,48	0,76
<i>f9</i>									1	-0,14	<b>0,94</b>	0,54	0,78
<i>f10</i>										1	-0,19	0,31	0,19
<i>f11</i>											1	0,45	0,63
<i>f12</i>												1	0,49
<i>f13</i>													1

TAB. B.1: *Corrélation des indices d'Haralick.* L'indice de corrélation de Spearman a été calculé sur l'image de synthèse (figure 2.3). Les valeurs de corrélation supérieure à 0,9 (en gras) sont considérées élevées. Ces corrélations peuvent être différentes pour d'autres types de motifs.

# Annexe C

## Interface graphique

On présente dans cette annexe le module développé en IDL ainsi que son interface graphique (figure C.1). Le menu Fichier contient une procédure **Ouvrir** permettant d'afficher une image à l'écran et une procédure **Quitter**, qui sauvegarde les paramètres dans le répertoire par défaut avant de fermer l'interface. Le menu Vigne contient les différentes procédures de détection et caractérisation de la vigne :

- Traitement complet : enchaîne toutes les procédures du menu vigne
- Détection :
  - ▷ Analyse texturale
  - ▷ Segmentation
  - ▷ Positionne rangs
  - ▷ Amélioration parcelles
- Caractérisation :
  - ▷ Orientation/Interrang
  - ▷ Entretien du sol
  - ▷ Pieds manquants
- Validation

Le menu Outils contient différentes fonctions ou procédures utiles telles que le calcul de l'indice de végétation, une approximation polygonale ou l'estimation de la qualité d'une segmentation. Le menu Paramètres permet d'importer ou exporter des fichiers paramètres.

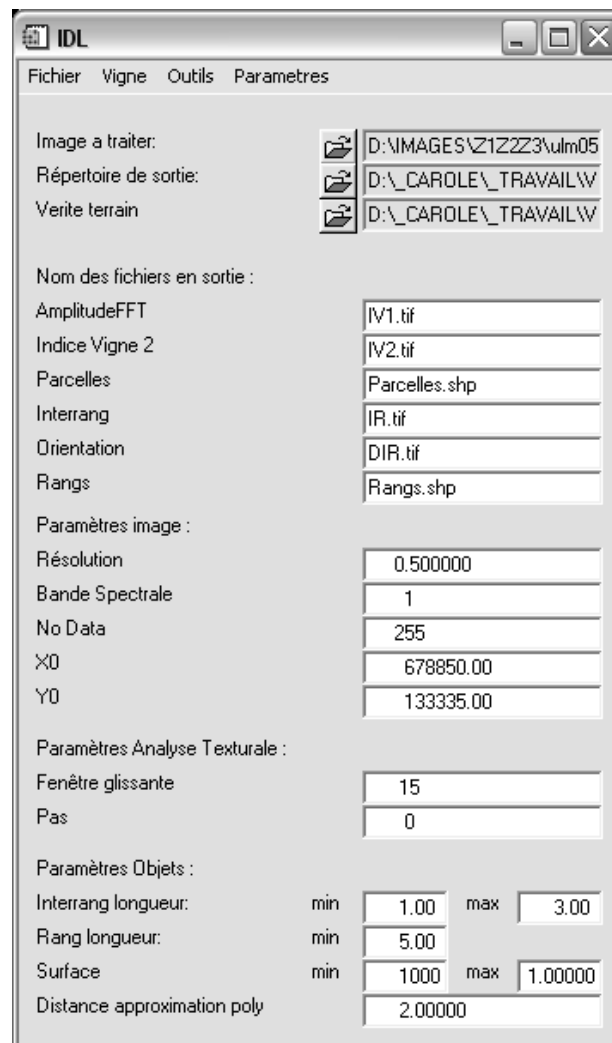


FIG. C.1: *Capture d'écran de l'interface graphique.*

## Annexe D

### Visualisation des résultats

Les segmentations obtenues sur la zone d'étude de Roujan sont données dans les figures D.1 à D.4 pages suivantes.





FIG. D.1: *Résultats de segmentation par la méthode ICO. Image juin 2005 - canal rouge - résolution 0,5 m - taille fenêtre 30 m.*



FIG. D.2: *Résultats de segmentation par la méthode FGI. Image juin 2005 - canal rouge - résolution 0,5 m - taille fenêtre 30 m.*



FIG. D.3: *Résultats de segmentation par la méthode TFL. Image juin 2005 - canal rouge - résolution 0,5 m - taille fenêtre 30 m.*



FIG. D.4: *Résultats de segmentation par la méthode TFL après ajustement des rangs. Image juin 2005 - canal rouge - résolution 0,5 m - taille fenêtre 30 m.*



# Annexe E

## Algorithmes

Cette annexe contient quelques algorithmes développés pendant la thèse, représentés sous forme graphique. La figure E.1 donne la légende utilisée.

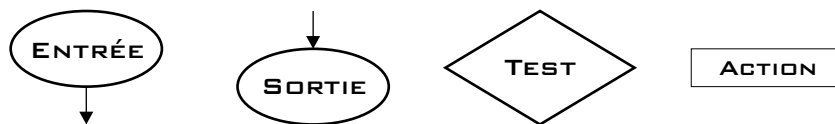


FIG. E.1: *Légende des figures représentant un algorithme.*

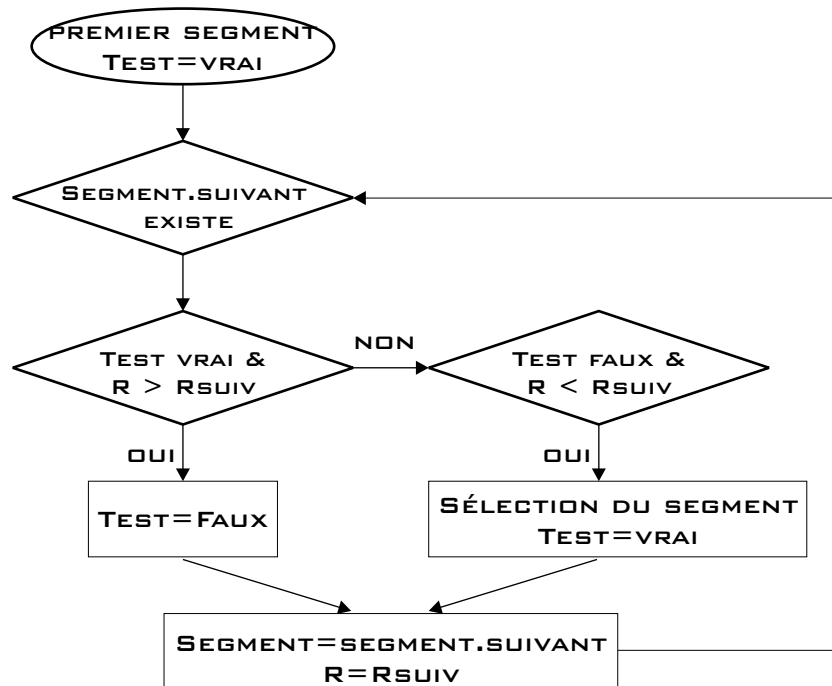


FIG. E.2: *Algorithme de positionnement des rangs : contrainte radiométrique.*

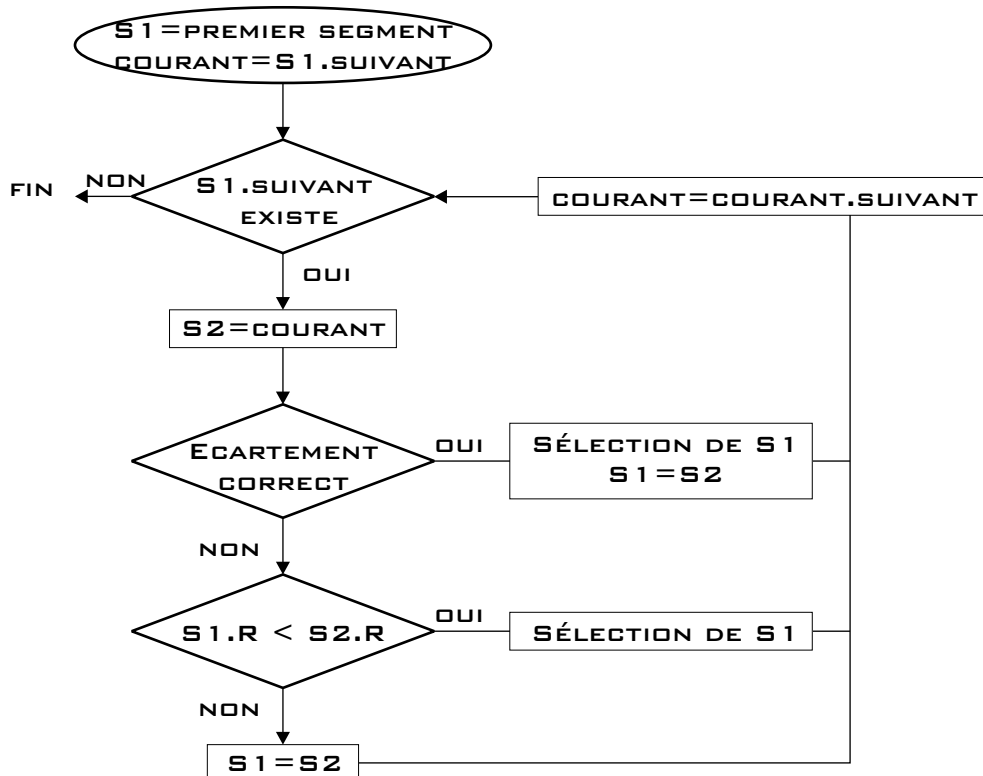
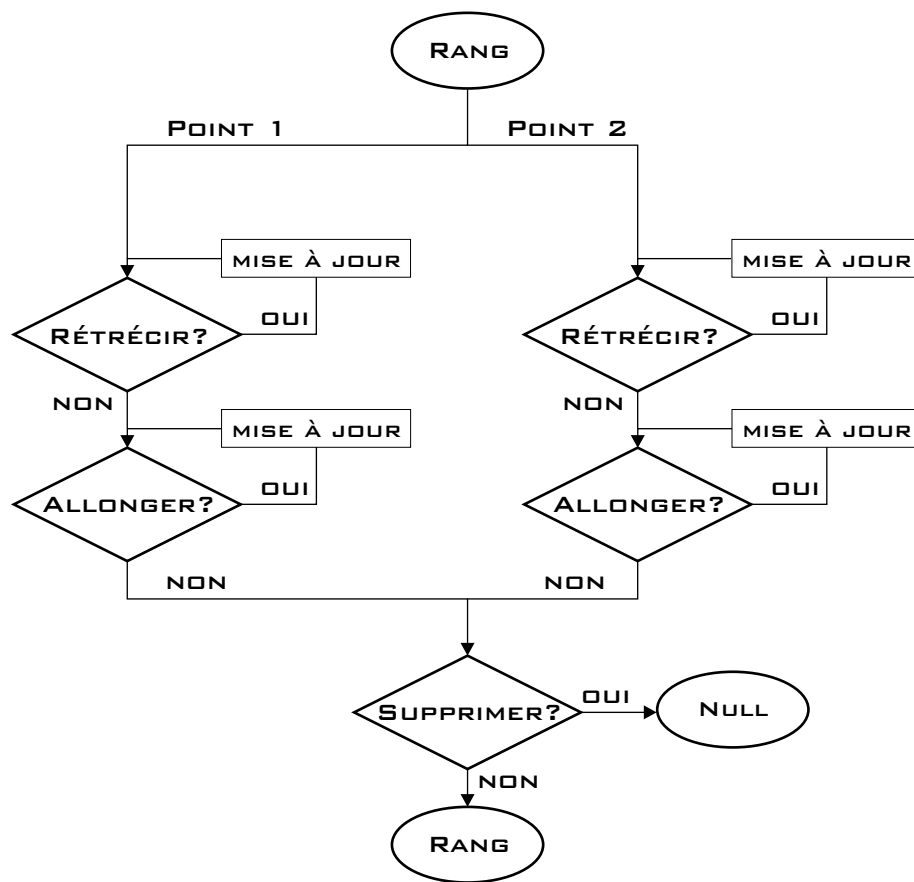


FIG. E.3: *Algorithme de positionnement des rangs : contrainte de distance.*

FIG. E.4: *Algorithme d'ajustement d'un rang.*



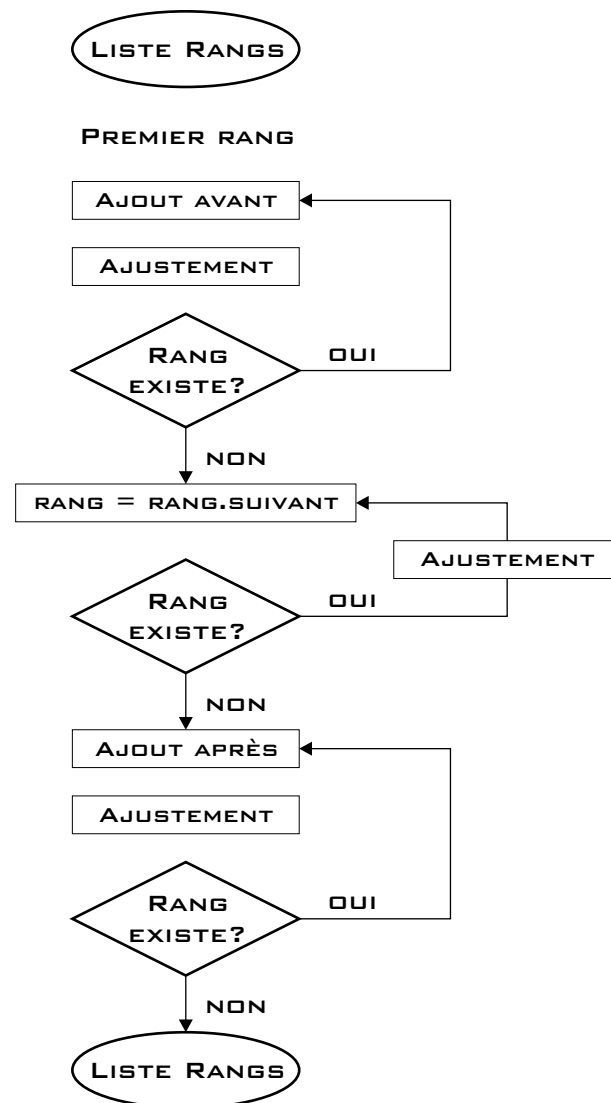
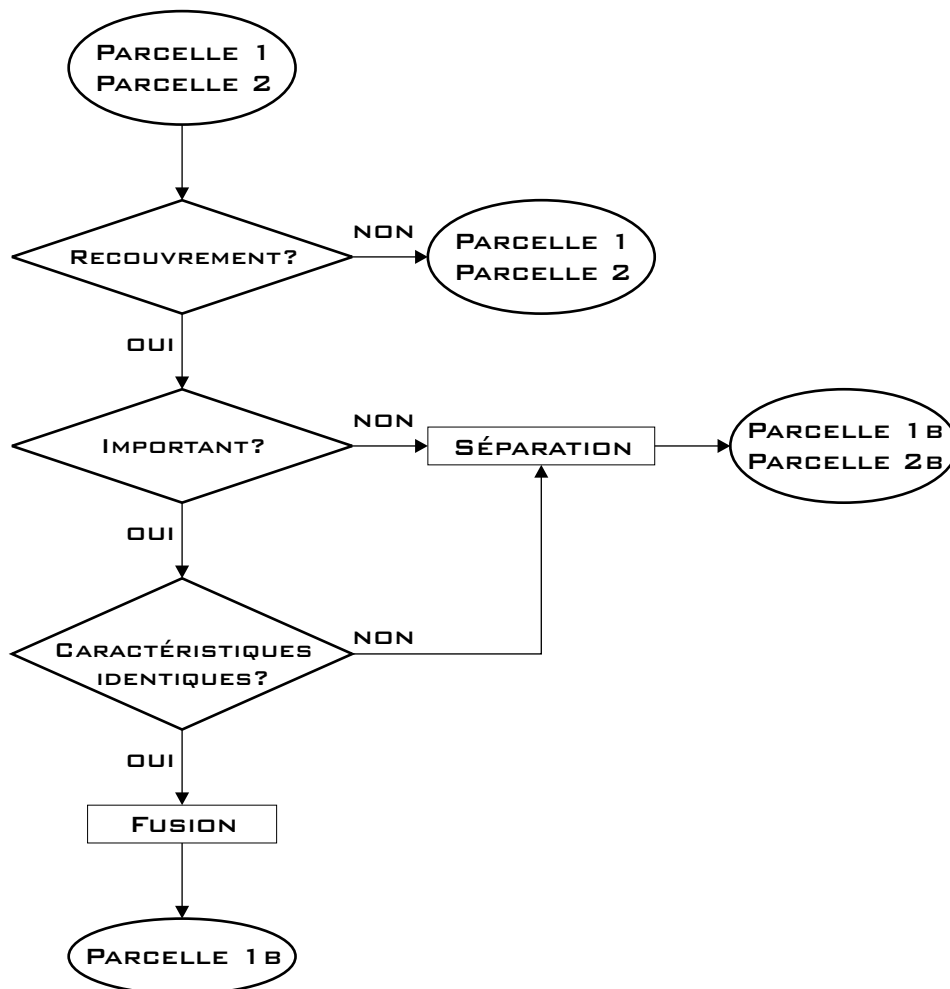


FIG. E.5: *Algorithme d'ajustement d'une liste de rangs.*

FIG. E.6: *Algorithme de mise à jour des parcelles.*





---

Nom : DELENNE

Prénom : Carole

Thèse présentée à l'Ecole Nationale du Génie Rural, des Eaux et des Forêts pour obtenir le diplôme de Doctorat, spécialité Sciences de l'environnement mention télédétection

---

## **EXTRACTION ET CARACTERISATION DES VIGNES A PARTIR DE DONNEES DE TELEDETECTION A TRES HAUTE RESOLUTION SPATIALE**

Application en Languedoc-Roussillon pour la constitution de bases de données géographiques

### **Résumé :**

Cette thèse propose de répondre, par l'analyse d'images aériennes à très haute résolution spatiale, aux besoins en information des gestionnaires de territoires viticoles. Trois méthodes ont été développées et comparées pour la détection des parcelles de vigne. Elles sont basées sur la reconnaissance de textures orientées et périodiques et utilisent soit une analyse par cooccurrence (indice *Contrast* d'Haralick) soit une analyse fréquentielle (transformée de Fourier et filtres de Gabor). Le calcul de la transformée de Fourier sur fenêtre glissante fournit les meilleurs résultats avec une segmentation des parcelles en polygones ainsi qu'une caractérisation précise de l'orientation des rangs et de la distance interrang. Ces caractéristiques permettent ensuite l'extraction et l'étude détaillée de chaque rang de vigne, avec pour objectifs : 1) d'améliorer le contour des parcelles segmentées, 2) de détecter les pieds manquants et 3) de caractériser les interrangs. Ces travaux de thèse ont permis de répondre à l'essentiel de la demande des utilisateurs par la mise en place d'un processus semi-automatique de détection, segmentation et caractérisation de la vigne.

### **Mots clés :**

Texture, analyse fréquentielle, transformée de Fourier, filtres de Gabor, cooccurrence, segmentation, détection de rangs, agriculture de précision.

---

## **VINE PLOT EXTRACTION AND CHARACTERISATION FROM VERY HIGH SPATIAL RESOLUTION REMOTE-SENSING DATA**

Application in Languedoc-Roussillon region to build geographical databases

### **Abstract:**

This work aims to meet the vineyard managers' needs for information, using very high spatial resolution aerial images. Three methods have been developed and compared for vine plot detection. They are based on oriented and periodical texture recognition using either a cooccurrence analysis (Haralick's *contrast* index) or a frequency analysis (Fourier transform and Gabor's filters). The Fourier transform calculation on a sliding window provides the best results with plot segmentation in polygons as well as a precise estimation of row orientation and interrow distance. These characteristics enable the extraction and detailed study of each vine row, designed to: 1) improve definition of plots contours, 2) detect missing vine plants and 3) characterize inter-rows. Most of the users' needs have been met during this PhD study thanks to the implementation of a semi-automatic tool for vine plot detection, segmentation and characterization.

### **Key words:**

Texture, frequency analysis, Fourier transform, Gabor's filters, cooccurrence, segmentation, row detection, precision agriculture.

---